



TUGAS AKHIR - SS141501

**PEMODELAN PENCEMARAN KUALITAS AIR
BIOCHEMICAL OXYGEN DEMAND PADA SUNGAI
DI KOTA SURABAYA DENGAN *GEOGRAPHICALLY
WEIGHTED UNIVARIATE WEIBULL REGRESSION***

**ULFAH NUR ZAHRA SABRINA
NRP 1313 100 032**

**Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi, M.Sc
Dr. Sutikno, M.Si**

**PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



TUGAS AKHIR - SS 141501

PEMODELAN PENCEMARAN KUALITAS AIR *BIOCHEMICAL OXYGEN DEMAND* PADA SUNGAI DI KOTA SURABAYA DENGAN METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED UNIVARIATE WEIBULL REGRESSION*

**ULFAH NUR ZAHRA S
NRP 1313 100 032**

**Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi, M.Sc
Dr. Sutikno, M.Si**

**PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

(halaman ini sengaja dikosongkan)



FINAL PROJECT - SS 141501

***MODELING WATER POLLUTION BIOCHEMICAL OXYGEN
DEMAND IN SURABAYA USING GEOGRAPHICALLY
WEIGHTED UNIVARIATE WEIBULL REGRESSION***

**ULFAH NUR ZAHRA S
NRP 1313 100 032**

**Supervisor
Dr. Purshadi, M.Sc
Dr. Sutikno, M.Si**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

(halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN

**PEMODELAN PENCEMARAN KUALITAS AIR
BIOCHEMICAL OXYGEN DEMAND PADA SUNGAI DI
KOTA SURABAYA DENGAN METODE
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED UNIVARIATE WEIBULL
REGRESSION**

TUGAS AKHIR

**Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada**

**Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh :

**ULFAH NUR ZAHRA SABRINA
NRP 1313 100 032**

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir:

Dr. Purnadi, M.Sc

NIP. 19620204 198701 1 001

Dr. Sutikno, M.Si

NIP. 19710313 199702 1 001

Mengetahui,

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JANUARI 2017

**PEMODELAN PENCEMARAN KUALITAS AIR
BIOCHEMICAL OXYGEN DEMAND PADA SUNGAI
DI KOTA SURABAYA DENGAN GEOGRAPHICALLY
WEIGHTED UNIVARIATE WEIBULL REGRESSION**

Nama Mahasiswa : Ulfah Nur Zahra Sabrina
NRP : 1313 100 032
Jurusan : Statistika
Dosen Pembimbing : Dr. Purhadi, M.Sc
Dr. Sutikno, M.Si

Abstrak

Hasil uji laboratorium Badan Lingkungan Hidup, air bersih di Kota Surabaya yang masih memenuhi baku mutu air pada tahun 2009 hanya mencapai 58,2% dengan ambang batas BOD sebesar 2 mg/l. Salah satu cara dalam menilai seberapa besar pencemaran air yaitu dengan melihat kandungan oksigen yang terlarut dalam air. BOD merupakan banyaknya oksigen yang terlarut di dalam air diserap oleh mikroorganisme untuk memecah bahan buangan organik, sehingga dapat menyebabkan kandungan oksigen dalam air rendah. Pengukuran nilai BOD didapatkan nilai yang kontinu dan berdistribusi weibull. Penelitian ini menggunakan metode regresi linier dan regresi weibull yang merupakan metode untuk data kontinu. Data yang digunakan terdapat efek spasial sehingga dilakukan pemodelan GWR dan GWUWR. Variabel yang signifikan pada pemodelan GWR sama dengan regresi linier dan variabel yang signifikan pada pemodelan GWUWR berbeda antar lokasi. Variabel yang signifikan adalah variabel nitrat. Kandungan nitrat di dalam air berasal dari limbah rumah tangga. Berdasarkan hasil yang diperoleh apabila variabel respon berdistribusi weibull maka metode terbaik untuk memodelkan BOD pada sungai di kota Surabaya adalah GWUWR.

**Kata kunci : BOD, Regresi Linier, Regresi Weibull,
GWR, GWUWR**

(halaman ini sengaja dikosongkan)

MODELING WATER POLLUTION BIOCHEMICAL OXYGEN DEMAND IN SURABAYA USING GEOGRAPHICALLY WEIGHTED UNIVARIATE WEIBULL REGRESSION

Name : Ulfah Nur Zahra Sabrina
NRP : 1313 100 032
Department : Statistics
Supervisor : Dr. Purhadi, M.Sc
Dr. Sutikno, M.Si

Abstract

Results of laboratory tests of the Badan Lingkungan Hidup, clean water in Surabaya that still meet water quality standards in 2009 only reached 58,2%. One way to assess the extent of contamination of the water by looking at the content of oxygen dissolved in the water. BOD is the amount of oxygen dissolved in the water is absorbed by microorganisms to break down organic waste material that can cause low oxygen content in the water. Measurement BOD value obtained are continuous and distribution weibull. This study uses linear regression and weibull regression which is a method the continuous data. The data used are spatial effects that do modeling GWR and GWUWR. The result of the significant variables in the GWR modeling is similar to linear regression and the result of modeling GWUWR differ between locations.. Variable nitrat is influential variable significant. The content of nitrat in the water coming from household waste. Based on the results obtained when the response variable distribution weibull then the best method for modeling BOD in the river in Surabaya is GWUWR.

Keywords: BOD, Linear Regression, Weibull Regression, GWR, GWUWR

(halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia-Nya yang tak pernah henti diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul **“Pemodelan Pencemaran Kualitas Air *Biochemical Oxygen Demand* pada Sungai di Surabaya dengan *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression*”** dengan baik. Penyusunan Tugas Akhir ini tidak luput dari bantuan serta dukungan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Suhartono selaku Ketua Jurusan Statistika ITS dan Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi Sarjana Jurusan Statistika ITS yang telah menyediakan fasilitas guna kelancaran pengerjaan Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. Purhadi, M.Sc dan Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku dosen pembimbing yang telah memberikan ilmu, wawasan, dan nasihat yang berharga bagi penulis serta kesabaran dan kebaikan hati untuk membimbing dan selalu memberikan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Bambang WO, M.Si dan Ibu Dr. Kartika F, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan kritikan dan saran demi kesempurnaan Tugas Akhir.
4. Ibu Santi Wulan Purnami selaku dosen wali atas segala nasehat dan bimbingan yang berguna selama 7 semester pada saat perwalian.
5. Bapak Sunardi, Ibu Warsiti, dan Hafidz Nur Rahman terima kasih atas doa, nasehat, dan kasih sayang yang sangat besar yang telah diberikan untuk penulis sehingga dapat menjadi motivasi dan penyemangat bagi penulis disaat menghadapi kesulitan.
6. Nursyabani Hendro Prabowo yang juga senantiasa mengingatkan, memberikan semangat dan bantuan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

7. Aprel, Aning, Indri, Oktein, dan Rosana yang telah memberikan semangat selama ini.
8. Mbak Maudi, Desy, Indri, Ikra, Krisna, Dhira dan Vira yang telah mengingatkan dan memberikan semangat.
9. Teman-teman pejuang 115 atas semangat yang diberikan kepada penulis dan teman-teman angkatan 2013 atas segala motivasi dan semangatnya.
10. Serta semua pihak yang telah memberikan dukungan baik moril maupun materiil yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan oleh karena itu saran dan kritik yang bersifat membangun guna perbaikan sangat diharapkan. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi penelitian selanjutnya.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
COVER PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah.....	5
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Statistika Deskriptif	7
2.2 Regresi Linier	7
2.2.1 Penaksiran Parameter Model Regresi Linier	8
2.2.2 Pengujian Parameter Model Regresi Linier	8
2.2.3 Pengujian Asumsi Residual Model Regresi Linier.....	9
2.3 Matriks Pembobot.....	11
2.4 <i>Geographically Weighted Regression</i>	12
2.4.1 Penaksiran Parameter Model GWR.....	12
2.4.2 Pengujian Parameter Model GWR	13
2.5 Distribusi Weibull.....	13
2.6 Model <i>Univariate Weibull Regression</i>	15
2.6.1 Penaksiran Parameter Model Regresi Weibull .	16
2.6.2 Pengujian Parameter Model Regresi Weibull...	18
2.7 <i>Geographically Weighted Univariate Weibull Regression (GWUWR)</i>	19

2.7.1	Penaksiran Parameter Model <i>Geographically Weighted Univariate Weibull Regression</i>	20
2.7.2	Pengujian Parameter Model <i>Geographically Weighted Univariate Weibull Regression</i>	23
2.8	Pemilihan Model Terbaik	26
2.9	Asumsi	26
2.9.1	Pengujian Anderson Darling.....	26
2.9.2	Multikolinearitas.....	27
2.9.3	Dependensi Spasial.....	27
2.9.4	Heterogenitas Spasial.....	28
2.10	Pencemaran Air	29
2.10.1	Indikator Pencemaran Air.....	30
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Sumber Data	33
3.2	Variabel Penelitian	34
3.3	Langkah-Langkah Analisis Data	36
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN		
4.1	Deskriptif Indikator Pencemaran Air.....	39
4.2	Pemodelan <i>Biochemical Oxygen Demand</i> pada Sungai di Kota Surabaya	44
4.2.1	Deteksi Multikolinearitas.....	45
4.2.2	Pemodelan BOD dengan Regresi Linier.....	45
4.2.2.1	Pemodelan BOD pada Bulan Juli dengan Regresi Linier	45
4.2.2.2	Pemodelan BOD pada Bulan September dengan Regresi Linier	48
4.2.2.3	Pemodelan BOD pada Bulan November dengan Regresi Linier	50
4.2.3	Pengujian Aspek Spasial.....	53
4.2.4	Pemodelan BOD pada Bulan November dengan GWR	54
4.2.5	Pengujian Distribusi.....	57
4.2.6	Pemodelan <i>Biochemical Oxygen Demand</i> dengan Regresi Weibull.....	58

4.2.6.1	Pemodelan BOD pada Bulan Juli dengan Regresi Weibull	58
4.2.6.2	Pemodelan BOD pada Bulan September dengan Regresi Weibull	59
4.2.6.3	Pemodelan BOD pada Bulan November dengan Regresi Weibull	60
4.2.7	Pemodelan BOD dengan GWUWR.....	62
4.3	Pemilihan Model Terbaik	64
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Kesimpulan.....	67
5.2	Saran	68
DAFTAR PUSTAKA		69
LAMPIRAN.....		71

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Plot Distribusi Weibull dengan Parameter Bentuk Berbeda.....	14
Gambar 2.2 Plot Distribusi Weibull dengan Skala Berbeda ...	15
Gambar 3.1 Peta Lokasi Pemantauan Air Sungai di Surabaya Tahun 2013.....	34
Gambar 4.1 Kandungan BOD pada Bulan Juli, September, dan November	41
Gambar 4.2 Kecepatan Laju Air Sungai pada Bulan Juli, September, dan November	41
Gambar 4.3 Kedalaman Sungai pada Bulan Juli, September dan November	42
Gambar 4.4 Kandungan Nitrat pada Bulan Juli, September, dan November	43
Gambar 4.5 Kandungan Deterjen pada Bulan Juli, September, dan November	43
Gambar 4.6 Histogram BOD pada Bulan Juli, September, dan November	44
Gambar 4.7 Pengujian Residual Berdistribusi Normal	47
Gambar 4.8 Pengujian Residual Berdistribusi Normal	50
Gambar 4.9 Pengujian Residual Berdistribusi Normal	52

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Titik Pengamatan Sungai Surabaya	33
Tabel 3.2 Variabel Penelitian.....	34
Tabel 3.3 Struktur Data.....	36
Tabel 4.1 Deskriptif Data Indikator Pencemaran Air	39
Tabel 4.2 Nilai VIF Variabel Prediktor.....	45
Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model Regresi Linier Bulan Juli.....	46
Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model Regresi Linier Bulan September	48
Tabel 4.5 Estimasi Parameter Model Regresi Linier Bulan November.....	50
Tabel 4.6 Variabel yang Signifikan dalam Model GWR pada Bulan November	56
Tabel 4.7 Estimasi Parameter Model GWR Sungai Kalimas di Jembatan Kebon Rojo Bulan November.....	56
Tabel 4.8 Pengujian Distribusi Variabel BOD.....	57
Tabel 4.9 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Weibull pada Bulan Juli.....	58
Tabel 4.10 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Weibull pada Bulan September	59
Tabel 4.11 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Weibull pada Bulan November.....	61
Tabel 4.12 Variabel yang Signifikan dalam Model GWUWR pada Bulan November.....	63
Tabel 4.13 Pengujian Parameter Model GWUWR Sungai Kalimas di Jembatan Kebon Rojo.....	64
Tabel 4.14 Pemilihan Model Terbaik	64

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Biochemical Oxygen Demand (BOD) Bulan Juli Tahun 2013 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya.....	71
Lampiran 2. Data Biochemical Oxygen Demand (BOD) Bulan September Tahun 2013 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya	71
Lampiran 3. Data Biochemical Oxygen Demand (BOD) Bulan November Tahun 2013 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya	71
Lampiran 4. Model Regresi Linier Bulan Juli dan Nilai VIF ..	72
Lampiran 5. Model Regresi Linier Bulan September dan Nilai VIF	72
Lampiran 6. Model Regresi Linier Bulan November dan Nilai VIF	73
Lampiran 7. Hasil Uji Heterogenitas Spasial.....	74
Lampiran 8. Hasil Uji Dependensi Spasial	74
Lampiran 9. Syntax GWR	75
Lampiran 10. Jarak Euclidean Antar Titik Pengamatan	77
Lampiran 11. Matriks Pembobot Fungsi Kernel Fixed Gaussian	77
Lampiran 12. Hasil Estimasi GWR pada Bulan November	78
Lampiran 13. Nilai <i>P-value</i> Parameter Model GWR	78
Lampiran 14. Pengujian Distribusi Data BOD Bulan Juli.....	79
Lampiran 15. Pengujian Distribusi Data BOD Bulan September.....	79
Lampiran 16. Pengujian Distribusi Data BOD Bulan November	79
Lampiran 17. Syntax Regresi Weibull	80

Lampiran 18. Syntax Regresi Weibull di Bawah H_0 84

Lampiran 19. Syntax Uji Serentak Regesi Weibull..... 87

Lampiran 20. Matriks Pembobot GWUWR Bulan November
dengan Fungsi Kernel Fixed Gaussian..... 88

Lampiran 21. Syntax Geographically Weighted Univariate
Weibull Regression 89

Lampiran 22. Estimasi Parameter Model GWUWR pada
Bulan November 93

Lampiran 23. Nilai Zhitung Parameter Model GWUWR
pada Bulan November 93

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kota Surabaya merupakan kota terbesar kedua di Indonesia dengan jumlah penduduk yang mencapai lebih dari 2,7 juta jiwa. Seiring dengan banyaknya jumlah penduduk di Kota Surabaya, tak jarang dijumpai bangunan rumah yang berdiri di sepanjang pinggir sungai. Dapat dijumpai juga pertumbuhan industri di wilayah Kota Surabaya juga tergolong cukup banyak. Hal ini berakibat meningkatnya kualitas dan kuantitas limbah, baik limbah dari rumah tangga, rumah sakit, apotik, industri, pertanian, dan lainnya. Bertambahnya jumlah penduduk dan pertumbuhan industri di Kota Surabaya menjadi ancaman bagi masalah lingkungan hidup khususnya kualitas air bersih yang digunakan sehari-hari.

Sungai mempunyai berbagai fungsi, yaitu sebagai penyedia bahan baku kebutuhan air minum, konservasi, dan fungsi rekreasi. Aliran air di Kota Surabaya berawal dari Dam Mlirip (Kabupaten Mojokerto), kemudian melewati Sidoarjo, Gresik akhirnya sampai di Dam Jagir Wonokromo. Di Dam Jagir Wonokromo aliran air terpecah menjadi dua, yaitu Kalimas yang mengalir ke utara sampai pelabuhan dan Kali Wonokromo yang mengarah ke timur sampai Selat Madura. Fungsi dari setiap sungai berbeda-beda, antara lain menyediakan bahan baku air minum (PDAM) bagi masyarakat, drainase kota, kegiatan perikanan, peternakan, mengaliri tanaman serta pariwisata air. Oleh karena itu keberadaan sungai di Kota Surabaya perlu dijaga kebersihan dan kelestariannya.

Hasil uji laboratorium Badan Lingkungan Hidup, air bersih Kota Surabaya yang masih memenuhi baku mutu pada tahun 2007 mencapai 93,6% dan tahun 2008 mencapai 97,5%. Pada tahun 2009 air bersih yang masih memenuhi baku mutu hanya mencapai 58,2%. Diperoleh fakta bahwa kualitas air bersih Kota

Surabaya antara tahun 2008 ke tahun 2009 mengalami penurunan yang sangat drastis (BLH, 2013).

Parameter pengukuran kualitas air digolongkan menjadi parameter fisik, kimiawi dan biologi. Beberapa pengukuran parameter kimia kualitas air adalah BOD, COD, DO, dan pH. Pengukuran secara fisik dapat dilakukan dengan memperhatikan warna, bau, dan rasa air sungai, kecepatan laju air dengan bola pingpong, penetrasi cahaya, kedalaman dan lebar sungai, sedangkan pengukuran secara biologi dilakukan dengan menghitung indeks keanekaragaman dan kelimpahan organisme air seperti plankton, benthos, serangga air, moluska, ikan yang berada di dalam air.

Salah satu untuk menilai seberapa besar pencemaran air yaitu dengan melihat kandungan oksigen yang terlarut di dalam air. Pada umumnya air yang telah tercemar kandungan oksigennya sangat rendah. Hal ini dapat terjadi karena oksigen yang terlarut di dalam air diserap oleh mikroorganisme untuk memecah bahan buangan organik. *Biochemical Oxygen Demand* merupakan banyaknya oksigen yang dibutuhkan oleh mikroorganisme dalam lingkungan air untuk memecah bahan buangan organik yang ada dalam air menjadi karbondioksida dan air. Jumlah mikroorganisme dalam lingkungan air tergantung pada tingkat kebersihan air. Air yang bersih relatif mengandung mikroorganisme lebih sedikit dibandingkan air yang tercemar. BOD digunakan sebagai salah satu parameter pencemaran air (Kristanto, 2002). Tingkat pengotoran limbah semakin besar dipengaruhi oleh semakin besarnya angka BOD dan COD (Environmental Protection Agency, 2006).

Pengukuran nilai BOD didapatkan data yang kontinu dan berdistribusi weibull. Distribusi weibull digunakan untuk permasalahan mengenai keandalan (*reliability*) dan kegagalan (*failure*). Sebuah proses dikatakan handal apabila tidak ada kegagalan dalam kinerja proses (Khan, 2010). Kegagalan dalam permasalahan ini adalah apabila kadar BOD di sungai melebihi batas baku mutu air sungai, dengan kata lain air sungai telah

tercemar. Apabila BOD dilakukan pemodelan menggunakan regresi weibull, menghasilkan model regresi yang berlaku secara global yang artinya dianggap valid untuk semua lokasi pengamatan. Pada kenyataannya, setiap lokasi dapat saja memiliki karakteristik yang berbeda seperti kondisi geografis, sosial budaya maupun faktor lainnya. Salah satu metode yang mempertimbangkan efek spasial adalah metode GWR yang menghasilkan model regresi yang bersifat lokal pada masing-masing lokasi pengamatan. Kasus GWR pada variabel respon berdistribusi weibull disebut dengan GWUWR yang merupakan bentuk lokal dari regresi weibull. GWUWR menghasilkan model regresi yang bersifat lokal pada masing-masing lokasi pengamatan dengan memperhatikan koordinat lintang dan bujur dari titik-titik pengamatan. Oleh karena itu, pada penelitian ini ingin memodelkan pencemaran kualitas air BOD pada sungai di Kota Surabaya dengan menggunakan metode GWUWR.

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Koesnariyanto (2012) tentang pencemaran yang terjadi pada air sungai di Kota Surabaya menggunakan indikator pencemar BOD dengan metode *Geographically Weighted Regression*, hasil penelitian ini menunjukkan faktor-faktor yang berpengaruh pada kadar BOD sungai di Surabaya adalah lebar sungai, kedalaman sungai, kecepatan alir sungai, debit sungai, dan suhu air sungai. Khaulasari (2013) meneliti tentang pemodelan *Mixed Geographically Weighted Regression Multivariate* (MGWRM) pada pencemaran kualitas air COD dan BOD, hasil penelitian ini menunjukkan yang mempengaruhi pencemaran kualitas air COD adalah kecepatan air sedangkan yang mempengaruhi pencemaran kualitas air BOD adalah kecepatan air, nitrat, amonia, nitrit dan deterjen.

Penelitian yang berhubungan dengan distribusi weibull dilakukan oleh Santoso (2015) tentang pemodelan GWUWR pada indikator pencemaran kualitas air COD sungai di Surabaya. Pada penelitian yang dilakukan oleh Santoso (2015) data yang digunakan merupakan data COD ada bulan November tahun 2013

dengan titik pengamatan berjumlah 30 titik pengamatan pada sungai di Surabaya. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian Santoso (2015) adalah pada titik pengamatan yang diambil. Pada penelitian ini menggunakan data BOD yang diambil dari 10 titik pengamatan yang berhubungan dengan sungai Kalimas dan diambil aliran air yang searah. Hidayanti (2015) melakukan pemodelan *Bivariate Weibull Regression* pada pencemaran kualitas air BOD dan COD sungai di Surabaya.

1.2 Rumusan Masalah

Parameter dalam pengukuran kualitas air sungai dapat menggunakan BOD. Tingkat pencemaran sungai di Surabaya termasuk dalam kategori yang cukup tinggi. Pada penelitian sebelumnya, data BOD dilakukan pemodelan menggunakan GWR namun setelah dilakukan pengujian distribusi pada variabel respon diketahui bahwa variabel respon berdistribusi weibull. Metode yang dapat digunakan untuk pemodelan pencemaran kualitas air BOD pada sungai di Surabaya adalah GWUWR.

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dijabarkan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui deskripsi dari BOD serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhi
2. Memodelkan BOD di sungai Surabaya dan mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap BOD di sungai Surabaya berdasarkan model GWR dan GWUWR.
3. Membandingkan metode yang terbaik dalam memodelkan pencemaran kualitas air BOD pada sungai di Surabaya.

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin didapatkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Memberikan informasi kepada instansi terkait mengenai kebijakan yang harus diambil yang berhubungan dengan masalah pencemaran sungai di Surabaya.

2. Menambah wawasan tentang GWUWR serta implementasi di bidang ling-kungan.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu menggunakan data BOD sebagai indikator pencemaran sungai di Kota Surabaya pada bulan Juli, September, dan Nopember tahun 2013 yang merupakan Data Badan Ling-kungan Hidup Kota Surabaya dengan metode GWR dan GWUWR. Penaksiran parameter GWUWR menggunakan *Maksimum Likelihood Estimation* (MLE) sedangkan untuk pengujian parameter menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT).

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Analisis statistika deskriptif adalah statistik yang berfungsi untuk memberikan gambaran umum tentang metode-metode untuk menyajikan data sampel atau populasi. Analisis statistika deskriptif dapat juga diartikan sebagai metode-metode yang berkaitan dengan mengumpulkan, meringkas dan menyajikan suatu data sehingga memberikan informasi yang berguna. Data dapat dideskripsikan menjadi grafik atau tabel dan secara numerik. Ukuran pemusatan meliputi mean, median dan modus sedangkan ukuran penyebaran data meliputi rentang, varian, dan standar deviasi (Walpole, 1995).

2.2 Regresi Linier

Regresi merupakan metode yang digunakan untuk menyatakan pola hubungan antara satu variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor. Model persamaan regresi dapat ditulis sebagai berikut.

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

y_i merupakan nilai observasi variabel respon pada pengamatan ke- i dengan $i=1,2,\dots,n$; $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ merupakan koefisien regresi dan ε_i adalah error pengamatan ke- i dengan asumsi identik, independen, dan berdistribusi normal. Model regresi linier berganda dapat dinotasikan sebagai berikut.

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.2)$$

dengan,

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}; \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}; \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}; \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

2.2.1 Penaksiran Parameter Model Regresi Linier

Penaksiran parameter model regresi linier menggunakan *ordinary least square* (OLS) yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat error. Pendugaan parameter model didapatkan dari persamaan sebagai berikut (Draper & Smith, 1992).

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.3)$$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}$ merupakan vektor parameter yang diestimasi dengan ukuran $((p+1) \times 1)$, \mathbf{X} merupakan matriks variabel prediktor berukuran $(n \times (p+1))$ dan \mathbf{y} merupakan vektor observasi variabel respon berukuran $(n \times 1)$.

2.2.2 Pengujian Parameter Model Regresi Linier

Pengujian parameter model regresi dilakukan untuk mengetahui apakah parameter tersebut menunjukkan hubungan yang nyata antara variabel prediktor dan variabel respon. Pengujian dibagi mejadi dua, yaitu pengujian secara serentak dan pengujian parsial.

a. Uji Serentak

Pengujian parameter secara serentak merupakan pengujian secara bersama-sama semua parameter dalam model regresi. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$F_{hitung} = \frac{MSR}{MSE} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \right) / p}{\left(\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \right) / n - (p+1)} \quad (2.4)$$

Daerah pengambilan keputusan adalah tolak H_0 apabila $F_{hit} > F_{(\alpha, p, (n-p-1))}$ (Draper & Smith, 1992).

b. Uji Parsial

Pengujian secara parsial digunakan untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap model. Hipotesis yang digunakan adalah (Draper & Smith, 1992).

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$t_{hit} = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (2.5)$$

Daerah pengambilan keputusan adalah tolak H_0 apabila $|t_{hit}| > t_{(\alpha/2, n-p-1)}$.

2.2.3 Pengujian Asumsi Residual Model Regresi Linier

Asumsi yang harus terpenuhi dalam model regresi linier adalah residual bersifat identik, independen dan berdistribusi normal.

a. Pengujian Identik

Pengujian asumsi residual identik pada residual bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat ketidaksamaan varians dari residual antar pengamatan. Pengujian dapat dilakukan menggunakan uji *Bruesch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 \text{ (homoskedastisitas)}$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } i \text{ di mana } \sigma_i^2 \neq \sigma^2 \text{ (heterokedastisitas)}$$

Statistik uji Breusch-Pagan (BP) adalah (Anselin, 1988).

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (2.6)$$

dimana:

$$\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T \text{ dengan } f_i = \left(\frac{e_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1 \right)$$

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

$$\hat{\sigma}^2 = \text{estimasi varians dari } y$$

$$\mathbf{Z} = \text{matriks berukuran } (n \times (k+1)) \text{ berisi vektor yang telah terstandarisasi (z) untuk setiap pengamatan}$$

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 jika $BP > \chi^2_{(\alpha, k)}$.

b. Pengujian Independen

Pengujian asumsi indenpenden pada residual bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan antar residual. Pengujian dilakukan dengan uji Durbin-Watson dengan hipotesis sebagai berikut (Gujarati, 2004).

$$H_0 : \rho = 0 \text{ (independen)}$$

$$H_0 : \rho \neq 0 \text{ (tidak independen)}$$

Statistik uji:

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=2}^n e_i^2} \quad (2.7)$$

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 jika $d \leq d_{L, \alpha/2}$ atau $d_{L, \alpha/2} \leq (4-d) \leq d_{U, \alpha/2}$.

c. Pengujian Distribusi Normal

Pengujian asumsi berdistribusi normal pada residual menggunakan pengujian Anderson Darling dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : F_{(e)} = F_{(e)}^0 \text{ (Residual berdistribusi normal)}$$

$$H_1 : F_{(e)} \neq F_{(e)}^0 \text{ (Residual tidak berdistribusi normal)}$$

Statistik uji :

$$A_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i-1) \left(\ln F_{(y_i)}^0 + \ln (1 - F_{(y_{n+1-i})}^0) \right) \quad (2.8)$$

Keterangan :

$F_{(y_i)}^0$ = *cumulative function* dari distribusi dugaan

n = ukuran sampel

Keputusan : Tolak H_0 jika nilai $A_{hit}^2 > A_\alpha^2$

2.3 Matriks Pembobot

Pembobot dilakukan pada data spasial karena nilai pembobot ini mewakili letak data pengamatan satu dengan lainnya. Menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model menggunakan fungsi kernel, dimana terdapat fungsi kernel *fixed* dan *adaptive*. Fungsi kernel *fixed* memiliki nilai bandwidth yang sama untuk semua lokasi pengamatan, fungsi pembobot dari fungsi kernel *fixed* gaussian adalah sebagai berikut (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).

$$w_j(u_i, v_i) = \sqrt{\exp\left(-\left(d_{ij}/b\right)^2\right)} \quad (2.9)$$

$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ adalah jarak *euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) dan b adalah parameter non negatif yang diketahui dan biasanya disebut parameter penghalus (*bandwidth*).

Bandwidth dapat dianalogikan sebagai radius dari suatu lingkaran, sehingga sebuah titik yang berada di dalam radius lingkaran masih dianggap memiliki pengaruh. Pada pembentukan sebuah model spasial, *bandwidth* berperan sangat penting karena akan berpengaruh pada ketepatan model terhadap data, yaitu mengatur varians dan bias dari model.

Metode *Cross Validation* atau CV merupakan salah satu metode yang digunakan untuk memilih *bandwidth* optimum (Fotheringham et al., 2002) dengan rumus sebagai berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n (f_i - \hat{f}_{\neq i}(b))^2 \quad (2.10)$$

$\hat{f}_{\neq i}(b)$ adalah nilai taksiran untuk f_i dimana pengamatan dilokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses estimasi. Nilai b yang optimal didapatkan dari b yang menghasilkan nilai CV yang minimum.

2.4 Geographically Weighted Regression

Model GWR merupakan pengembangan dari model regresi dimana setiap parameter mempertimbangkan letak geografis, sehingga setiap titik lokasi geografis mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda. Model GWR adalah sebagai berikut.

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

Dimana

- y_i : nilai observasi variabel respon untuk lokasi ke- i
- x_{ik} : nilai observasi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i
- $\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i
- (u_i, v_i) : koordinat letak geografis dari lokasi pengamatan ke- i
- ε_i : error pengamatan ke- i yang diasumsikan identik, independen, dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varians konstan σ^2

2.4.1 Penaksiran Parameter Model GWR

Penaksiran parameter model GWR menggunakan *Weighted Least Squares* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dimana data diamati. Berikut merupakan bentuk estimasi parameter model GWR untuk setiap lokasi (Fotheringham et al., 2002).

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (2.12)$$

Apabila terdapat n lokasi sampel maka estimasi dari setiap baris dan matriks lokal parameter seluruh lokasi yang ditunjukkan sebagai berikut.

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \beta_1(u_1, v_1) & \cdots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \beta_0(u_2, v_2) & \beta_1(u_2, v_2) & \cdots & \beta_p(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) & \beta_1(u_n, v_n) & \cdots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

2.4.2 Pengujian Parameter Model GWR

Pengujian parameter model GWR dilakukan untuk mengetahui parameter yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon secara parsial. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, p; \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

Statistik uji:

$$T_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{g_{kk}}} \quad (2.13)$$

g_{kk} adalah elemen diagonal ke- k dari matrik \mathbf{GG}^T dengan $\mathbf{G} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i)$. Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 apabila $|T_{hitung}| > t_{(\alpha/2; df)}$ dengan

$$df = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}.$$

2.5 Distribusi Weibull

Distribusi weibull merupakan salah satu distribusi kontinu yang pertama kali diperkenalkan oleh Waloddi Weibull (1887-1979). Nama distribusi ini diambil dari nama Wallodi Weibull karena telah menyebarkan distribusi secara internasional dan antar cabang ilmu pengetahuan (Rinne, 2009). Fungsi kepadatan probabilitas (FKP) dari distribusi weibull dua parameter adalah

$$f(y|\theta, \sigma) = \frac{\sigma}{\theta^\sigma} (y)^{\sigma-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{\theta}\right)^\sigma\right); y \geq 0; \theta; \sigma > 0 \quad (2.14)$$

Fungsi kepadatan probabilitas (FKP) dari distribusi weibull tiga parameter adalah

$$f(y|\theta, \sigma, \delta) = \frac{\sigma}{\theta^\sigma} (y-\delta)^{\sigma-1} \exp\left(-\left(\frac{y-\delta}{\theta}\right)^\sigma\right); y \geq \delta \geq 0; \theta; \sigma > 0 \quad (2.15)$$

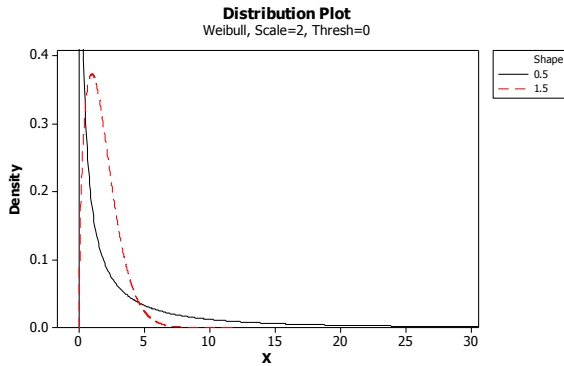
Fungsi kumulatif dari distribusi weibull tiga parameter adalah

$$\begin{aligned} F(y) &= \int_{\delta}^{\infty} f(y|\theta, \sigma, \delta) dy \\ &= 1 - \exp\left(-\left(\frac{y-\delta}{\theta}\right)^\sigma\right) \end{aligned} \quad (2.16)$$

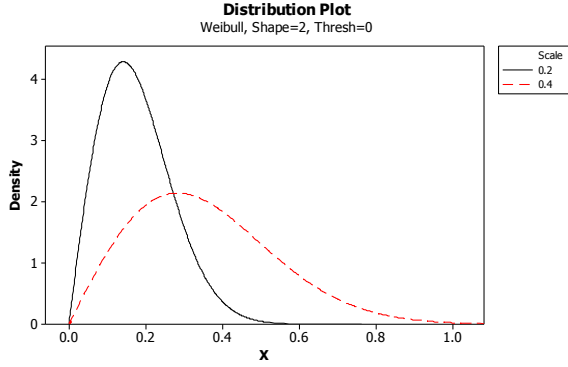
Nilai ekspektasi dari Y diberikan sebagai berikut.

$$E(Y) = \delta + \theta \Gamma\left(1 + \frac{1}{\sigma}\right)$$

θ merupakan parameter scale, σ merupakan parameter shape dan δ merupakan parameter location. Parameter σ dikenal sebagai parameter bentuk (shape) karena paling mempengaruhi puncak keruncingan (*peaked-ness*) dari distribusi, sedangkan parameter θ disebut parameter skala (*scale*) karena berpengaruh terhadap sebaran distribusi.



Gambar 2.1 Plot Distribusi Weibull dengan Parameter Bentuk Berbeda



Gambar 2.2 Plot Distribusi Weibull dengan Skala Berbeda

2.6 Model *Univariate Weibull Regression*

Model regresi univariat weibull merupakan model regresi dengan variabel respon Y berdistribusi weibull dan data yang diamati hanya memiliki satu variabel respon dengan variabel prediktor X_1, X_2, \dots, X_k . Bentuk matriks dari variabel respon, variabel prediktor dan parameter weibull adalah

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}; \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}; \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}$$

Jika model

$$\theta = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) = \exp(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}) = e^{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}}$$

Maka fungsi kepadatan probabilitas dari model regresi univariat weibull adalah

$$f(y|\boldsymbol{\beta}, \sigma, \delta) = \frac{\sigma}{e^{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} \sigma}} (y - \delta)^{\sigma-1} \exp\left(-\left(\frac{y - \delta}{e^{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}}}\right)^\sigma\right) \quad (2.17)$$

2.6.1 Penaksiran Parameter Model Regresi Weibull

Penaksiran parameter model regresi weibull dapat menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yaitu dengan memaksimumkan fungsi *likelihood* (Casella & Berger, 2002). *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) digunakan apabila distribusi data diketahui. Berdasarkan persamaan (2.17) diperoleh fungsi *Likelihood* sebagai berikut.

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\beta}, \sigma, \delta | y_1, y_2, \dots, y_n) &= \prod_{i=1}^n \frac{\sigma}{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \sigma}} (y_i - \delta)^{\sigma-1} \exp \left(- \left(\frac{y_i - \delta}{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\sigma} \right) \\ &= \sigma^n \frac{1}{\left(e^{\left(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \right)} \right)^{\sigma}} \prod_{i=1}^n (y_i - \delta)^{\sigma-1} e^{\left(- \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \delta}{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\sigma} \right)} \quad (2.18) \end{aligned}$$

Dan fungsi logaritma natural *likelihood* pada persamaan (2.19)

$$\begin{aligned} \ln L(\boldsymbol{\beta}, \sigma, \delta | y_1, y_2, \dots, y_n) &= \ln \left(\frac{\sigma^n}{\left(e^{\left(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \right)} \right)^{\sigma}} \prod_{i=1}^n (y_i - \delta)^{\sigma-1} e^{\left(- \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \delta}{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\sigma} \right)} \right) \quad (2.19) \\ &= n \ln \sigma - \sigma \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + (\sigma-1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i - \delta) + \left(- \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \delta}{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}} \right)^{\sigma} \right) \end{aligned}$$

Parameter regresi univariat weibull dapat diperoleh dengan mencari turunan parsial pertama fungsi *ln likelihood* terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}^T$, σ dan δ . Setelah mendapatkan penurunan pertama untuk setiap parameter, didapatkan hasil yang implisit untuk setiap parameternya dikarenakan masih terdapat parameter dalam persamaan yang terbentuk. Untuk mengatasi hal tersebut maka digunakan iterasi *Newton Raphson* (Cameron & Triverdi, 2005). Berikut adalah langkah-langkah dalam metode iterasi *Newton Raphson* :

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\gamma}_{(0)} = \left[\hat{\beta}_{(0)}^T \quad \hat{\sigma}_{(0)} \quad \hat{\delta}_{(0)} \right]^T$ untuk taksiran awal parameter $\hat{\beta}_{(0)}$ menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) :

$$\hat{\beta}_{(0)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$$

2. Membentuk vektor gradien \mathbf{g} dengan k peubah parameter yang ditaksir

$$\mathbf{g}(\hat{\gamma}_{(m)}) = \left(\frac{\partial \ln L(\dots)}{\partial \beta}, \frac{\partial \ln L(\dots)}{\partial \sigma}, \frac{\partial \ln L(\dots)}{\partial \delta} \right)^T$$

3. Membuat matriks Hessian (\mathbf{H})

$$\mathbf{H}(\hat{\gamma}_{(m)})_{(k+3) \times (k+3)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\dots)}{\partial \beta^T \partial \beta} & \frac{\partial^2 \ln L(\dots)}{\partial \beta^T \partial \sigma} & \frac{\partial^2 \ln L(\dots)}{\partial \beta^T \partial \delta} \\ & \frac{\partial^2 \ln L(\dots)}{\partial \sigma^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\dots)}{\partial \sigma \partial \delta} \\ & & \frac{\partial^2 \ln L(\dots)}{\partial \delta^2} \end{bmatrix}$$

simetris

Matriks Hessian diperoleh dari turunan parsial kedua fungsi *ln likelihood* terhadap masing-masing parameter.

4. Mensubstitusikan nilai $\hat{\gamma}_{(0)}$ kedalam elemen-elemen vektor $\mathbf{g}(\hat{\gamma}_{(0)})$ dan matriks $\mathbf{H}(\hat{\gamma}_{(0)})$

5. Mulai dari $m = 0$ dilakukan iterasi pada persamaan

$$\hat{\gamma}_{(m+1)} = \hat{\gamma}_{(m)} - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\gamma}_{(m)}) \mathbf{g}(\hat{\gamma}_{(m)})$$

Nilai $\hat{\gamma}_{(m)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen saat iterasi ke- m . Jika belum mendapatkan penaksir parameter yang konvergen, maka dilanjutkan kembali ke langkah 5 hingga iterasi ke $m = m + 1$. Iterasi akan berhenti apabila nilai dari $\|\hat{\gamma}_{(m+1)} - \hat{\gamma}_{(m)}\| \leq \varepsilon$, dan ε adalah bilangan yang sangat kecil, misal 0,0001.

2.6.2 Pengujian Parameter Model Regresi Weibull

Pengujian dilakukan dengan dengan cara membandingkan nilai antara \ln *likelihood* dibawah H_0 dan \ln *likelihood* dibawah populasi. Pengujian parameter dilakukan melalui uji hipotesis yang mana dibedakan menjadi dua yaitu uji serentak dan parsial. Pengujian ini dilakukan sebagai alat pengambil keputusan.

a. Uji Serentak (parameter β)

Parameter yang diuji adalah β yang dilakukan pengujian secara bersama-sama. Hipotesis yang digunakan adalah

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$$

Himpunan parameter dibawah populasi (H_1) adalah

$$\Omega = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k, \sigma, \delta) = (\beta, \sigma, \delta)$$

Himpunan parameter dibawah H_0 adalah

$$\omega = (\beta_0, \sigma, \delta)$$

Tahap selanjutnya adalah memaksimumkan fungsi *likelihood* dibawah populasi yaitu $L(\Omega)$ dan dibawah H_0 yaitu $L(\omega)$ dimana $L(\hat{\Omega})$ merupakan nilai *likelihood* untuk model lengkap dengan menyertakan semua variabel prediktor dan $L(\hat{\omega})$ merupakan nilai *likelihood* untuk model tanpa menyertakan variabel prediktor.

$$L(\Omega) = \prod_{i=1}^n f(y_i) = \prod_{i=1}^n \frac{\sigma}{\left(e^{x_i^T \beta}\right)^\sigma} (y_i - \delta)^{\sigma-1} e^{\left(-\left(\frac{y_i - \delta}{e^{x_i^T \beta}}\right)^\sigma\right)}$$

$$L(\hat{\Omega}) = \max_{\Omega} L(\Omega)$$

$$L(\omega) = \prod_{i=1}^n f(y_i) = \prod_{i=1}^n \frac{\sigma}{\left(e^{\beta_0}\right)^\sigma} (y_i - \delta)^{\sigma-1} e^{\left(-\left(\frac{y_i - \delta}{e^{\beta_0}}\right)^\sigma\right)}$$

$$L(\hat{\omega}) = \max_{\omega} L(\omega)$$

Kemudian menghitung odds ratio (Λ) dan statistik uji (G^2)

$$\Lambda = \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = \frac{\prod_{i=1}^n \frac{\hat{\sigma}}{(e^{\hat{\beta}_0})^{\hat{\sigma}}} (y_i - \hat{\delta})^{\hat{\sigma}-1} e^{\left(-\left(\frac{y_i - \hat{\delta}}{e^{\hat{\beta}_0}} \right)^{\hat{\sigma}} \right)}}{\prod_{i=1}^n \frac{\hat{\sigma}}{(e^{\mathbf{x}_i^T \hat{\beta}})^{\hat{\sigma}}} (y_i - \hat{\delta})^{\hat{\sigma}-1} e^{\left(-\left(\frac{y_i - \hat{\delta}}{e^{\mathbf{x}_i^T \hat{\beta}}} \right)^{\hat{\sigma}} \right)}} \quad (2.20)$$

Statistik uji : $G^2 = -2 \ln \Lambda$

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 apabila $G^2 > \chi_{k,\alpha}^2$

b. Uji Parsial (parameter β)

Merupakan pengujian seluruh parameter β secara parsial.

Berikut merupakan langkah-langkah pengujian parsial :

Hipotesis :

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji :

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \text{ dimana } SE(\hat{\beta}_j) = \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)} \quad (2.21)$$

$\text{var}(\hat{\beta}_j)$ merupakan elemen diagonal ke $j+1$ dari $-\mathbf{H}^{-1}(\hat{\beta})$

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 apabila $|Z| > Z_{\alpha/2}$

2.7 Geographically Weighted Univariate Weibull Regression (GWUWR)

Model *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* adalah pengembangan dari model regresi univariat weibull dimana setiap parameter mempertimbangkan letak

geografis, sehingga setiap titik lokasi geografis mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda. Variabel respon dalam model GWUWR diprediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Model *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* (GWUWR) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\theta_i(u_i, v_i) &= \exp(\beta_0(u_i, v_i)) + \beta_1(u_i, v_i)x_{1i} + \beta_2(u_i, v_i)x_{2i} + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_{ki} \\ &= \exp(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) = e^{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)}\end{aligned}\quad (2.22)$$

Sehingga fungsi kepadatan probabilitas dari y_i adalah

$$\begin{aligned}f(y_i | \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i), \sigma(u_i, v_i), \delta(u_i, v_i)) \\ = \frac{\sigma(u_i, v_i)}{e^{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)}} \left(\frac{y_i - \delta(u_i, v_i)}{e^{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)}} \right)^{\sigma(u_i, v_i)-1} e^{\left(- \left(\frac{y_i - \delta(u_i, v_i)}{e^{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)}} \right)^{\sigma(u_i, v_i)} \right)}\end{aligned}\quad (2.23)$$

2.7.1 Penaksiran Parameter Model *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression*

Penaksiran parameter model GWUWR menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Fungsi likelihood dari model GWUWR yaitu seperti pada persamaan (2.24)

$$\begin{aligned}L(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i), \sigma(u_i, v_i), \delta(u_i, v_i) | i = 1, 2, \dots, n) &= \prod_{i=1}^n f(y_i) \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{\sigma(u_i, v_i)}{\left(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)} \right)^{\sigma(u_i, v_i)}} \left(y_i - \delta(u_i, v_i) \right)^{\sigma(u_i, v_i)-1} e^{\left(- \left(\frac{y_i - \delta(u_i, v_i)}{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)}} \right)^{\sigma(u_i, v_i)} \right)}\end{aligned}\quad (2.24)$$

Kemudian melakukan transformasi \ln pada fungsi likelihood sehingga mendapatkan persamaan (2.25)

$$\begin{aligned}
Q &= \ln L(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i), \sigma(u_i, v_i), \delta(u_i, v_i) | i=1, 2, \dots, n) \\
&= \sum_{i=1}^n \ln \sigma(u_i, v_i) - \sum_{i=1}^n \sigma(u_i, v_i) \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\
&\quad + \sum_{i=1}^n (\sigma(u_i, v_i) - 1) \ln(y_i - \delta(u_i, v_i)) \\
&\quad - \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{(y_i - \delta(u_i, v_i))}{(e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)})} \right)^{\sigma(u_i, v_i)} \right)
\end{aligned} \tag{2.25}$$

Setelah melakukan transformasi *ln*, langkah selanjutnya memberi pembobot pada fungsi *logaritma natural likelihood* sehingga didapatkan persamaan (2.26). Pembobot (w_{ij}) merupakan faktor geografis dari setiap titik pengamatan dan setiap titik pengamatan memiliki faktor geografis yang berbeda. Sehingga setiap daerah menunjukkan sifat lokal pada model GWUWR.

$$Q^* = \left(\begin{aligned} &\sum_{j=1}^n \ln \sigma(u_i, v_i) - \sum_{j=1}^n \sigma(u_i, v_i) \mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\ &+ \sum_{j=1}^n (\sigma(u_i, v_i) - 1) \ln(y_j - \delta(u_i, v_i)) \\ &- \sum_{j=1}^n \left(\frac{(y_j - \delta(u_i, v_i))}{(e^{\mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)})} \right)^{\sigma(u_i, v_i)} \end{aligned} \right) (w_{ij})$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{j=1}^n \ln \sigma(u_i, v_i) (w_{ij}) - \sum_{j=1}^n \sigma(u_i, v_i) \mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) (w_{ij}) \\
&+ \sum_{j=1}^n (\sigma(u_i, v_i) - 1) \ln (y_j - \delta(u_i, v_i)) (w_{ij}) \\
&- \sum_{j=1}^n \left(\frac{(y_j - \delta(u_i, v_i))}{(e^{\mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)})} \right)^{\sigma(u_i, v_i)} (w_{ij})
\end{aligned} \tag{2.26}$$

Parameter *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* (GWUWR) diperoleh dengan mencari turunan parsial pertama fungsi *ln likelihood* terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}^T(u_i, v_i)$, $\sigma(u_i, v_i)$ dan $\delta(u_i, v_i)$. Setelah mendapatkan turunan pertama untuk setiap parameter, kemudian disamakan dengan nol. Namun didapatkan hasil yang implisit untuk setiap parameternya karena masih terdapat parameter dalam persamaan yang terbentuk. Mengatasi hal tersebut maka menggunakan iterasi *Newton Raphson*. Langkah-langkah dalam metode *Newton Raphson* adalah sebagai berikut:

Menentukan nilai taksiran awal parameter antara lain

$$\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(0)} = \left[\hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i, v_i)_{(0)} \quad \hat{\sigma}(u_i, v_i)_{(0)} \quad \hat{\delta}(u_i, v_i)_{(0)} \right]^T \tag{2.27}$$

Untuk taksiran awal parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i, v_i)_{(0)}$, $\hat{\sigma}(u_i, v_i)_{(0)}$, dan $\hat{\delta}(u_i, v_i)_{(0)}$ menggunakan nilai dari estimasi parameter weibull. Kemudian membentuk vektor gradien (\mathbf{g}) dan matriks Hessian (\mathbf{H}) seperti pada persamaan (2.28)

$$\begin{aligned}
\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(0)} &= \left[\hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i, v_i)_{(0)} \quad \hat{\sigma}(u_i, v_i)_{(0)} \quad \hat{\delta}(u_i, v_i)_{(0)} \right]^T \\
\mathbf{g}(\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m)}) &= \left[\frac{\partial Q^*}{\partial \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)}, \frac{\partial Q^*}{\partial \sigma(u_i, v_i)}, \frac{\partial Q^*}{\partial \delta(u_i, v_i)} \right]^T
\end{aligned}$$

$$\mathbf{H}\left(\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m)}\right)_{(k+3) \times (k+3)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \beta^T(u_i, v_i) \partial \beta(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \beta^T(u_i, v_i) \partial \sigma(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \beta^T(u_i, v_i) \partial \delta(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \sigma^2(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \sigma(u_i, v_i) \partial \delta(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \delta^2(u_i, v_i)} \end{bmatrix}$$

simetris

Matriks Hessian merupakan turunan parsial kedua \ln *likelihood* (Q^*) pada persamaan (2.26) terhadap masing-masing parameter.

Langkah selanjutnya mensubstitusikan nilai $\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(0)}$ ke dalam elemen-elemen vektor $\mathbf{g}(\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(0)})$ dan matriks $\mathbf{H}(\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(0)})$. Kemudian dimulai dari $m=0$ dilakukan iterasi pada persamaan (2.29)

$$\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m+1)} = \hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m)} - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m)}) \mathbf{g}(\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m)}) \quad (2.29)$$

Dilanjutkan kembali hingga iterasi ke $m = m+1$ jika belum mendapatkan parameter yang konvergen. Iterasi akan berhenti jika nilai dari $\|\hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m+1)} - \hat{\gamma}(u_i, v_i)_{(m)}\| \leq \varepsilon$ dimana ε adalah bilangan yang sangat kecil seperti 0,0001.

Proses iterasi Newton Raphson akan dilakukan untuk setiap lokasi ke- i , sehingga akan mendapatkan nilai $\hat{\gamma}(u_i, v_i)$ yang bersifat lokal untuk setiap wilayah.

2.7.2 Pengujian Parameter Model *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression*

Pengujian parameter *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Pertama akan dilakukan pengujian kesamaan

antara model GWUWR dan regresi univariat weibul dan selanjutnya pengujian parameter.

a. Pengujian Kesamaan GWUWR

Pengujian ini dilakukan untuk menguji signifikansi faktor geografis yang memberikan pengaruh pada variabel lokal, yaitu membandingkan kesamaan antara model GWUWR dengan model regresi univariat weibul.

Hipotesis:

$$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = \beta_j \quad ; i = 1, 2, \dots, n \quad ; j = 0, 1, 2, \dots, p$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq \beta_j$$

Statistik uji:

$$F_{hit} = \frac{G_1^2/df_1}{G_2^2/df_2} \quad (2.30)$$

Keterangan :

G_1^2 : nilai devians (*likelihood ratio test*) dari model regresi univariat weibul

df_1 : derajat bebas regresi univariat weibul

G_2^2 : nilai devians (*likelihood ratio test*) dari model GWUWR

df_2 : derajat bebas model GWUWR

G_1^2 merupakan pendekatan dari distribusi χ^2 dengan derajat bebas $df_1 = (a - b)$, dimana a adalah jumlah parameter dibawah populasi dan b adalah jumlah parameter dibawah H_0 .

Keputusan:

Tolak H_0 jika $F_{hit} > F_{(\alpha, df_1, df_2)}$ yang berarti bahwa ada perbedaan yang signifikan antara model GWUWR dengan model regresi univariat weibul. Sehingga perlu dilakukan pengujian serentak parameter GWUWR.

Likelihood ratio test dari model regresi univariat weibul G_1^2 dan *Likelihood ratio test* dari model GWUWR G_2^2 didapatkan

dengan memaksimumkan fungsi *ln likelihood* dari himpunan parameter dibawah populasi (H_1) dan dibawah H_0 .

b. Pengujian Parsial Parameter Model GWUWR

Pengujian parsial parameter model GWUWR digunakan untuk mengetahui signifikansi pada masing-masing parameter $\beta(u_i, v_i)$.

Hipotesis:

$$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 \quad ; i = 1, 2, \dots, k \quad ; j = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_j(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))} \text{ dimana } SE(\hat{\beta}_j(u_i, v_i)) = \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))} \quad (2.31)$$

$\hat{\beta}_j(u_i, v_i)$ merupakan taksiran parameter $\beta_j(u_i, v_i)$ dan $SE(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))$ adalah taksiran *standart error* yang didapatkan dari elemen diagonal ke- $j+1$ dari matriks varian covarian $(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))$. Sedangkan $\text{var}(\hat{\beta}_j)$ didapatkan dari persamaan

$$\mathbf{V}(\hat{\beta}) = - \left[\mathbf{H}(\hat{\beta}(u_i, v_i)_{(m)})_{(k+3) \times (k+3)} \right]^{-1}$$

$$= - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \beta^T(u_i, v_i) \partial \beta(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \beta^T(u_i, v_i) \partial \sigma(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \beta^T(u_i, v_i) \partial \delta(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \sigma^2(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \sigma(u_i, v_i) \partial \delta(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 Q^*}{\partial \delta^2(u_i, v_i)} \\ \text{simetris} & & \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

Keputusan : Tolak H_0 jika $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$

2.8 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC). AIC adalah kriteria kesesuaian model dalam menduga model secara statistic. Kriteria AIC digunakan apabila pemodelan regresi bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap model. Perhitungan nilai AIC menggunakan persamaan (2.33):

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\beta}) + 2(k) \quad (2.33)$$

Nilai k adalah banyaknya variabel prediktor yang diestimasi dan $L(\hat{\beta})$ adalah fungsi *maximum likelihood*. Model regresi terbaik adalah model regresi yang menghasilkan nilai AIC terkecil (Akaike, 1978).

2.9 Asumsi

Asumsi yang harus terpenuhi dalam metode *geographically weighted regression* (GWR) dan *geographically weighted univariate weibull regression* (GWUWR) adalah sebagai berikut.

2.9.1 Pengujian Anderson Darling

Pengujian Anderson Darling merupakan salah satu metode statistik yang digunakan dalam pengujian kesesuaian distribusi. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian Anderson Darling adalah sebagai berikut.

$H_0 : F_{(y)} = F_{(y)}^0$ (Variabel dependen sesuai dengan distribusi
dugaan)

$H_1 : F_{(y)} \neq F_{(y)}^0$ (Variabel dependen tidak sesuai dengan distribusi
dugaan)

Statistik uji :

$$A_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i-1) \left(\ln F_{(y_i)}^0 + \ln (1 - F_{(y_{n+1-i})}^0) \right) \quad (2.34)$$

Keterangan :

$F_{(y_i)}^0$ = *cumulative function* dari distribusi dugaan

n = ukuran sampel

Keputusan : Tolak H_0 jika nilai $A_{hit}^2 > A_\alpha^2$

2.9.2 Multikolinearitas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam regresi dengan beberapa variabel prediktor adalah tidak adanya korelasi antara satu variabel prediktor dengan variabel prediktor yang lain, atau dengan kata lain tidak ada multikolinearitas. Adanya korelasi dalam model regresi menyebabkan taksiran parameter regresi yang dihasilkan akan memiliki error yang sangat besar.

Salah satu cara untuk mendeteksi adanya kasus multikolinearitas menurut Gujarati (2004) dapat dilihat melalui nilai *Variance Inflation Factors* (VIF) yang dinyatakan sebagai berikut :

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.35)$$

R_j^2 merupakan koefisien determinasi antara x_j dengan variabel prediktor lainnya. VIF_j yang lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinearitas antar variabel prediktor. Solusi untuk mengatasi adanya kasus tersebut adalah dengan mengeluarkan variabel prediktor yang tidak signifikan dan meregresikan kembali variabel-variabel prediktor yang signifikan.

2.9.3 Dependensi Spasial

Dependensi spasial merupakan indikasi pada pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Pengujian dependensi spasial dapat dilakukan dengan menggunakan uji Moran's I dengan hipotesis sebagai berikut (Lee dan Wong, 2001).

$H_0 : I = 0$ (Tidak terdapat dependensi spasial)

$H_1 : I \neq 0$ (Terdapat dependensi spasial)

Statistik uji :

$$Z_I = \frac{\hat{I} - E(\hat{I})}{\sqrt{\text{Var}(\hat{I})}} \quad (2.36)$$

Dengan

$$\hat{I} = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n w_{il} (y_i - \bar{y})(y_l - \bar{y})}{\left(\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n w_{il} \right) \sum_{l=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$$E(\hat{I}) = \frac{-1}{N-1}$$

$$\text{Var}(\hat{I}) = \frac{NS_1 - S_2 S_3}{(N-1)(N-2)(N-3) \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \right)^2} - (E(\hat{I}))^2$$

Keterangan :

\hat{I} = Indeks Moran bernilai $-1 \leq \hat{I} \leq 1$

N = banyaknya lokasi

w_{il} = elemen pembobot spasial menggunakan pembobot Queen

y_i = nilai pengamatan pada lokasi ke- i

y_l = nilai pengamatan pada lokasi ke- l

\bar{y} = rata-rata pengamatan dari n lokasi

Kriteria pengambilan keputusan: tolak H_0 jika $|Z_I| > Z_{\alpha/2}$

2.9.4 Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial atau keragaman yang terdapat di setiap lokasi pengamatan ini dapat disebabkan oleh karakteristik di setiap lokasi pengamatan. Pengujian heterogenitas spasial dapat dilakukan menggunakan uji Bruesch-Pagan dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2$ (tidak terdapat heterogenitas spasial)

H_1 : paling sedikit ada satu i di mana $\sigma_i^2 = \sigma^2$ (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik uji Breusch-Pagan (BP) adalah (Anselin, 1988).

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (2.37)$$

dimana:

$$\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T \text{ dengan } f_i = \left(\frac{e_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1 \right)$$

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

$$\hat{\sigma}^2 = \text{estimasi varians dari } y$$

$$\mathbf{Z} = \text{matriks berukuran } (n \times (k+1)) \text{ berisi vektor yang telah terstandarisasi (z) untuk setiap pengamatan}$$

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 jika $BP > \chi^2_{(\alpha, k)}$

2.10 Pencemaran Air

Air merupakan salah satu sumber daya alam yang memiliki fungsi sangat penting dalam kehidupan sehari-hari. Pada dasarnya air yang baik adalah air yang tidak tercemar yang berarti air bersifat netral, sedangkan apabila didalam perairan terdapat zat pencemar maka sifat air dapat berubah menjadi asam atau basa. Menurut Peraturan Pemerintah Nomor 82 Tahun 2001, pencemaran air adalah masuknya atau dimasukkannya makhluk hidup, zat, energi, dan atau komponen lain ke dalam air oleh kegiatan manusia sehingga kualitas turun sampai ke tingkat tertentu yang menyebabkan air tidak dapat berfungsi sesuai dengan peruntukannya.

Pencemaran kualitas air dapat menyebabkan ketidakseimbangan ekosistem. Pencemaran tersebut menyebabkan oksigen yang seharusnya digunakan oleh seluruh hewan dan tumbuhan air menjadi berkurang. Berdasarkan Peraturan Pemerintah Nomor 82 Tahun 2001 tentang Pengelolaan Kualitas

Air dan Pengendalian Pencemaran Air, klasifikasi mutu air ditetapkan menjadi 4 (empat) kelas :

- a. Kelas satu, air yang peruntukannya dapat digunakan untuk air baku air minum, dan atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut.
- b. Kelas dua, air yang peruntukannya dapat digunakan untuk prasarana/sarana rekreasi air, pembudidayaan ikan air tawar, peternakan, air untuk mengairi pertanaman dan atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut.
- c. Kelas tiga, air yang peruntukannya dapat digunakan untuk pembudidayaan ikan air tawar, peternakan, air untuk mengairi pertanaman dan atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut.
- d. Kelas empat, air yang peruntukannya dapat digunakan untuk mengairi pertanaman atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut.

2.10.1 Indikator Pencemaran Air

Indikator pencemaran air adalah sebagai berikut.

1. Debit dan Kecepatan Air

Kecepatan aliran air dan debit sungai merupakan bagian dari karakteristik hidrologi sungai. Penelitian yang dilakukan oleh Widhiasari (2008), menyebutkan bahwa nilai debit air berkorelasi dengan beban pencemaran (BOD, COD, dan deterjen) dan berperan dalam pengenceran beban pencemaran tersebut. Semakin tinggi debit air maka semakin banyak pengenceran beban pencemaran air sehingga semakin rendah pula kadar BOD.

2. Kedalaman dan Lebar Sungai

Kedalaman dan lebar sungai merupakan bagian dari karakteristik morfologi sungai. Sungai yang semakin lebar dan dangkal memperoleh sinar matahari yang banyak, sehingga suhu

air meningkat dan kadar DO semakin berkurang. Rendahnya kadar DO berdampak pada tingginya BOD.

3. Nitrit dan Nitrat

Nitrit tidak ditemukan dalam air limbah yang segar, melainkan dalam limbah yang sudah basi atau lama. Nitrit tidak dapat bertahan lama dan merupakan keadaan sementara proses oksidasi antara amoniak dan nitrat. Nitrat (NO_3) adalah bentuk utama nitrogen di perairan alami, bersifat stabil, dan mudah larut dalam air. Senyawa ini dihasilkan dari proses oksidasi sempurna senyawa nitrogen di perairan. Bila terjadi hujan lebat, air akan membawa nitrat dari tanah masuk ke dalam aliran sungai, danau, dan waduk.

4. Amonia

Kadar amonia bebas dalam air meningkat sejalan dengan meningkatnya pH dan suhu. Apabila kadar amonia tinggi dapat menyebabkan berkurangnya kadar oksigen di dalam air.

5. Deterjen

Peningkatan konsumsi deterjen tersebut akan berdampak pada jumlah limbah yang dihasilkan. Apabila proses degradasi tidak berjalan seimbang, maka surfaktan akan terakumulasi pada badan-badan perairan yang berdampak pada pendangkalan dan terhambatnya transfer oksigen (Sopiah, 2004).

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III

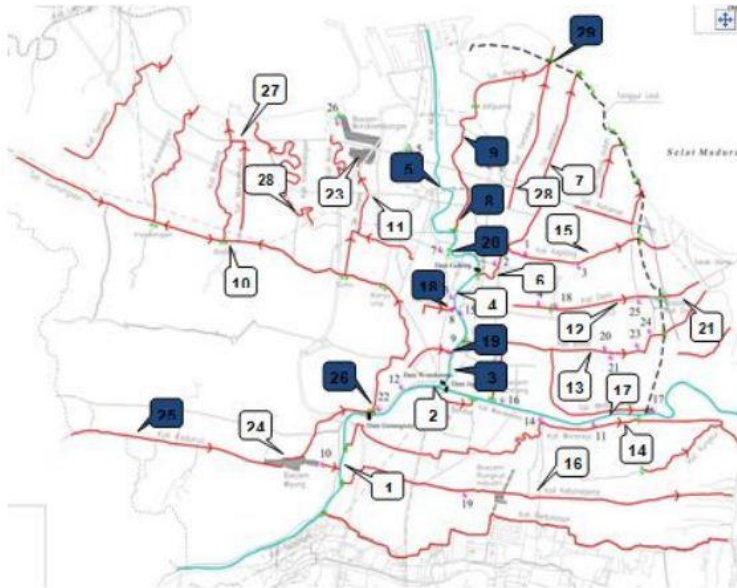
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang berisi tentang karakteristik lokasi sungai dan indikator pencemaran air sungai yang diperoleh dari Badan Lingkungan Hidup Kota Surabaya. Sampel yang digunakan berasal dari 10 titik lokasi pengamatan yang berada di sepanjang aliran utama sungai Kalimas. Pemilihan titik-titik sampel tersebut berdasarkan pertimbangan bahwa Kalimas merupakan sungai yang tetap mengalir sepanjang tahun dan tidak terdapat pintu air yang dibuka-tutup dalam kondisi tertentu. Pengambilan data dilakukan selama 3 bulan, yaitu bulan Juli, September, dan November tahun 2013. Titik-titik pengamatan yang digunakan lokasi pengambilan sampel dapat dilihat pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Titik Pengamatan Sungai Surabaya

No.	Titik Pengamatan
1	Air Sungai Surabaya di jembatan Wonokromo
2	Air Sungai Kalimas di jembatan Ngagel
3	Air Sungai Kalimas di jembatan Kebon Rojo
4	Air Sungai Pegirian di Jl. Undaan
5	Air Sungai Pegirian di Jl. Pegirian
6	Air Sungai saluran Dinoyo di pompa air Dinoyo
7	Air Sungai saluran Darmo di pompa air Darmo
8	Air Sungai saluran Kenari di pompa air Kenari
9	Air Sungai Banyu Urip di pompa air Gunungsari
10	Air Sungai saluran Tambak Wedi di pompa air Tambak Wedi



Gambar 3.1 Peta Lokasi Pemantauan Air Sungai di Surabaya Tahun 2013
(Sumber: BLH Kota Surabaya)

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 3.2 Variabel Penelitian

Kode	Variabel	Satuan	Tipe Variabel
Y_1	BOD	Mg/l	Kontinu
X_1	Kecepatan air	m/dtk	Kontinu
X_2	Kedalaman	Meter	Kontinu
X_3	Nitrat	Mg/l	Kontinu
X_4	Deterjen	Mg/l	Kontinu

Definisi operasional dari variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. *Biochemical Oxygen Demand* (BOD) merupakan banyaknya oksigen yang dibutuhkan oleh mikroorganisme dalam lingkungan air untuk memecah bahan buangan organik yang ada dalam air menjadi karbondioksida dan air. Apabila konsumsi oksigen tinggi yang ditunjukkan dengan semakin kecilnya sisa oksigen terlarut di dalam air, maka dapat diartikan kandungan bahan buangan yang membutuhkan oksigen adalah tinggi (Kristanto, 2002).
2. Kecepatan aliran air
Kecepatan aliran air yang berjalan lambat atau ada pencemar maka oksigen yang terlarut mungkin di bawah kejenuhan, sehingga oksigen dalam kondisi ini menjadi faktor pembatas pencemaran.
3. Kedalaman Sungai
Kedalaman merupakan bagian dari karakteristik morfologi sungai. Sungai yang semakin lebar dan dangkal memperoleh sinar matahari yang banyak, sehingga suhu air meningkat dan kadar DO semakin berkurang. Rendahnya kadar DO berdampak pada tingginya BOD.
4. Nitrat
Sumber unsur nitrat dalam air dari pupuk terlarut, kotoran hewan, dan pembusukan protein tanaman dan hewan. Adanya kandungan nitrat dalam air menyebabkan penurunan oksigen. Apabila kandungan nitrat di dalam air mencapai 45 ppm maka berbahaya untuk diminum. Nitrat akan berubah menjadi nitrit di dalam perut, apabila keracunan nitrit akan mengakibatkan kematian (Kristanto, 2002).
5. Deterjen
Peningkatan konsumsi deterjen tersebut akan berdampak pada jumlah limbah yang dihasilkan.

Struktur data yang digunakan dalam penelitian ditunjukkan pada Tabel 3.3

Tabel 3.3 Struktur Data

Titik Pengamatan			Y	X_1	X_2	X_3	X_4
i	u_i	v_i					
1	u_1	v_1	Y_1	$X_{1,1}$	$X_{1,2}$	$X_{1,3}$	$X_{1,4}$
2	u_2	v_2	Y_2	$X_{2,1}$	$X_{2,2}$	$X_{2,3}$	$X_{2,4}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
10	u_{10}	u_{10}	Y_{10}	$X_{10,1}$	$X_{10,2}$	$X_{10,3}$	$X_{10,4}$

Keterangan :

u_i : Koordinat bujur timur (BT)

v_i : Koordinat lintang selatan (LS)

3.3 Langkah-Langkah Analisis Data

Langkah-langkah analisis data pencemaran kualitas air sungai BOD di kota Surabaya yang digunakan untuk menjawab tujuan dari penelitian antara lain sebagai berikut :

1. Melakukan analisis deskriptif terhadap data pencemaran kualitas air BOD pada sungai di kota Surabaya serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya
2. Melakukan pemeriksaan nilai VIF untuk melihat adanya kasus multikolinearitas antar variabel prediktor.
3. Memodelkan BOD pada bulan Juli, September, dan November dengan metode regresi linier.
4. Melakukan pengujian efek spasial terhadap data pencemaran kualitas air BOD pada sungai di kota Surabaya.
5. Memodelkan BOD pada bulan Juli, September, dan November dengan metode *geographically weighted regression*.
6. Melakukan pengujian kesesuaian distribusi weibull terhadap data BOD dengan menggunakan statistik uji Anderson Darling.
7. Memodelkan BOD pada bulan Juli, September, dan November dengan metode regresi univariat weibull.
 - a. Mendapatkan penaksir parameter model regresi univariat weibull
 - b. Melakukan pengujian hipotesis parameter model regresi univariat weibull secara serentak dan parsial.

8. Memodelkan BOD pada bulan Juli, September, dan November dengan metode GWUWR.
 - a. Menentukan jarak *euclidean* antar lokasi pengamatan.
 - b. Menentukan nilai *bandwidth* optimum berdasarkan kriteria *Cross Validation*
 - c. Menentukan matriks pembobot dengan menggunakan fungsi kernel.
 - d. Mendapatkan penaksir parameter model *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression*
 - e. Melakukan pengujian hipotesis parameter model *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* secara serentak dan parsial.
9. Membandingkan model regresi linier dengan model regresi weibull menggunakan metode AIC.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV

HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Penelitian pada bagian ini membahas mengenai hasil analisis indikator pencemaran air sungai *Biochemical Oxygen Demand* pada bulan Juli, September, November tahun 2013.

4.1 Deskriptif Indikator Pencemaran Air

Analisis statistika deskriptif dari data indikator pencemaran air sungai *Biochemical Oxygen Demand* dan variabel prediktor kecepatan air, kedalaman sungai, nitrat, dan deterjen adalah sebagai berikut.

Tabel 4.1 Deskriptif Data Indikator Pencemaran Air

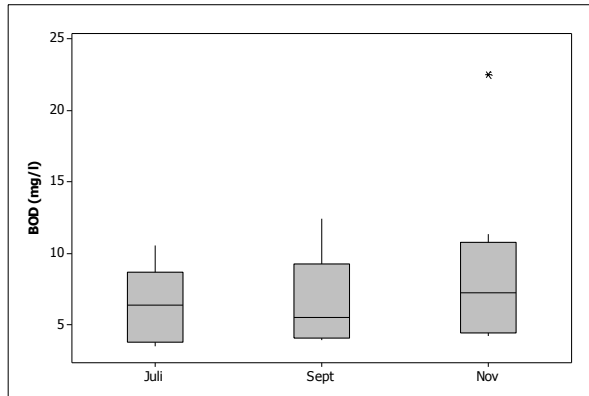
Bulan	Variabel	Rata-rata	KoefVar	Min	Median	Maks
Juli	BOD (mg/l)	6,39	40,91	3,52	6,40	10,54
	Kecepatan Air (m/s)	1,48	50,15	0,23	1,49	2,51
	Kedalaman Sungai (meter)	1,77	78,62	0,05	1,55	4,50
	Nitrat (mg/l)	23,01	76,96	0,76	24,28	46,44
	Deterjen (mg/l)	134,95	20,03	91,46	133,50	189,00
Sept	BOD (mg/l)	6,80	44,79	3,98	5,57	12,45
	Kecepatan Air (m/s)	1,56	47,61	0,31	1,57	2,59
	Kedalaman Sungai (meter)	2,13	65,85	0,12	2,10	4,50
	Nitrat (mg/l)	42,00	98,45	1,00	35,40	146,40
	Deterjen (mg/l)	114,70	10,94	102,00	112,00	143,00
Nov	BOD (mg/l)	8,53	65,07	4,22	7,25	22,48
	Kecepatan Air (m/s)	1,56	47,44	0,32	1,57	2,59
	Kedalaman Sungai (meter)	2,19	64,05	0,18	2,16	4,56
	Nitrat (mg/l)	39,60	84,76	0,40	32,80	117,60
	Deterjen (mg/l)	127,00	4,94	118,00	127,00	135,00

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa pada bulan Juli rata-rata kandungan BOD pada sungai di Surabaya sebesar 6,393 mg/l. Pada

bulan September rata-rata kandungan BOD sebesar 6,803 mg/l dan pada bulan November rata-rata kandungan BOD sebesar 8,53 mg/l. Hal ini menunjukkan bahwa kandungan BOD dari bulan Juli hingga bulan November mengalami peningkatan. Kandungan BOD dalam air bersih menurut Peraturan Pemerintah RI No. 82 Tahun 2001 mengenai Baku Mutu Air pada kelas I maksimum yang diperbolehkan sebesar 2 mg/l, kelas II sebesar 3 mg/l, kelas III sebesar 6 mg/l dan kelas IV sebesar 12 mg/l. Rata-rata kandungan BOD pada bulan Juli, September, dan November termasuk dalam kelas IV yang peruntukannya digunakan untuk mengairi pertanian dan atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut. Hal ini mengindikasikan bahwa kualitas air sungai di Surabaya tidak dapat dikategorikan sebagai air bersih layak minum.

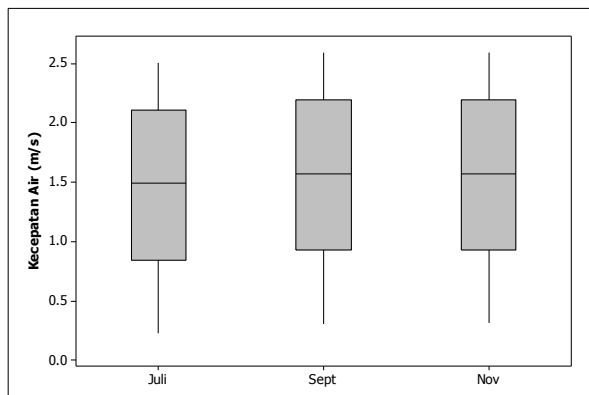
Kecepatan air sungai di Surabaya pada bulan Juli sebesar 1,487 m/s, pada bulan September sebesar 1,566 m/s, dan pada bulan November sebesar 1,568 m/s, angka tersebut tidak jauh berbeda tiap bulannya seperti pada Tabel 4.1. Kecepatan air sungai di Surabaya terendah sebesar 0,23 m/s dan kecepatan air sungai di Surabaya tertinggi sebesar 1,575 m/s, hal ini menunjukkan bahwa kecepatan air sungai di Surabaya tergolong lambat dan akan mengakibatkan bahan pencemar di dalam air tidak dapat terbawa arus sehingga menimbulkan pencemaran di lokasi tertentu.

Nilai median dari kandungan BOD pada bulan September dan November lebih kecil dibandingkan dengan nilai rata-rata. Hal ini menunjukkan bahwa data BOD pada bulan September dan November diduga memiliki kemiringan ke arah kanan. Selanjutnya nilai koefisien variasi BOD pada bulan November terlihat cukup besar, hal ini diindikasikan bahwa terdapat heterogenitas pada data BOD bulan November karena semakin besar nilai koefisien variasi maka diindikasikan terdapat heterogenitas sebaliknya apabila nilai koefisien variasi kecil maka cenderung homogen.



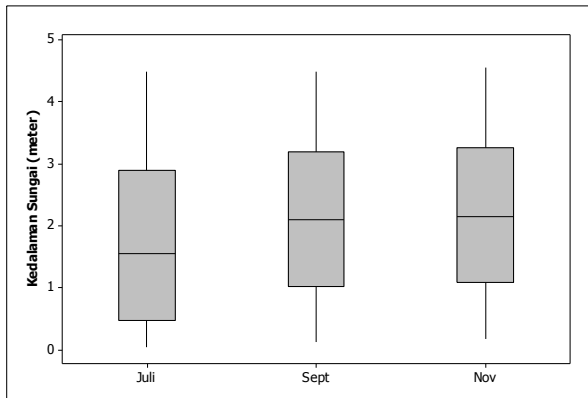
Gambar 4.1 Kandungan BOD pada Bulan Juli, September, dan November

Gambar 4.1 menunjukkan boxplot kandungan BOD sungai di Surabaya pada bulan Juli, September, dan November, garis tengah yang melewati box merupakan median dari suatu data. BOD pada bulan Juli, September dan November memiliki garis median yang tidak berada ditengah box dan *whisker* bagian atas dan bagian bawah memiliki panjang yang tidak sama sehingga data BOD pada bulan Juli, September, dan November dikatakan tidak simetris.



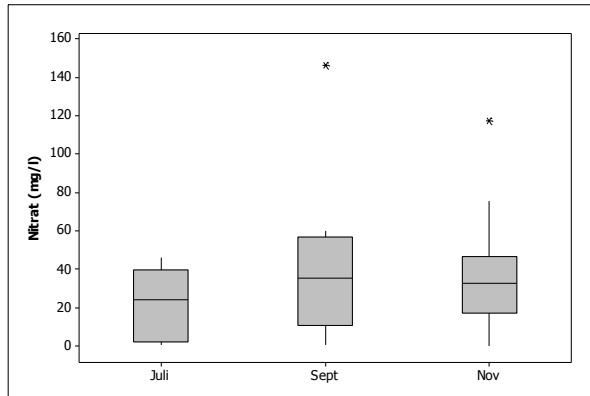
Gambar 4.2 Kecepatan Laju Air Sungai pada Bulan Juli, September, dan November

Boxplot kecepatan laju air sungai di Surabaya pada bulan Juli, September, dan November tahun 2013 seperti Gambar 4.2 memiliki nilai median yang berada di tengah box. Hal ini menunjukkan bahwa kecepatan laju air pada bulan Juli hingga November hanya terjadi sedikit perubahan karena nilai median dari bulan Juli hingga November hampir sama nilainya. *Whisker* bagian bawah dan bagian atas memiliki panjang yang tidak sama, sehingga data kecepatan laju air diduga tidak simetris.



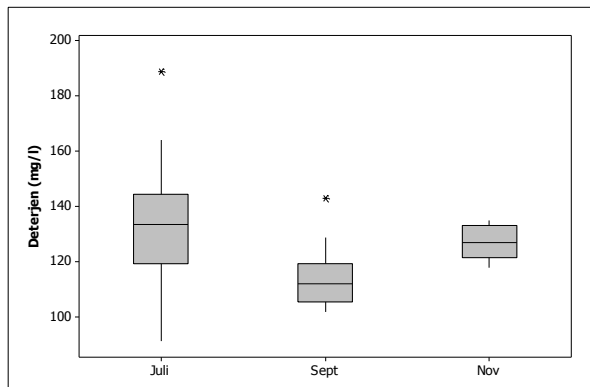
Gambar 4.3 Kedalaman Sungai pada Bulan Juli, September dan November

Gambar 4.3 menunjukkan boxplot kedalaman sungai pada bulan Juli, September, dan November tahun 2013. Pada bulan September dan November, kedalaman sungai di Surabaya hampir tidak mengalami perubahan, hal ini ditunjukkan pada nilai median dan panjang *whisker* bulan September dan November hampir sama. Namun pada bulan Juli ke bulan September mengalami perubahan kedalaman sungai semakin dalam, hal ini ditunjukkan pada nilai median dan Q3 bulan September semakin besar dibandingkan dengan bulan Juli.



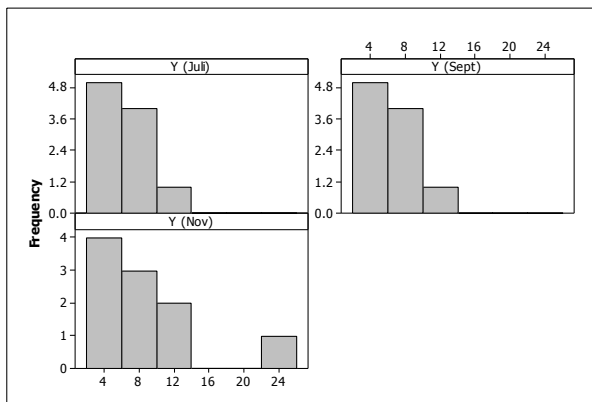
Gambar 4.4 Kandungan Nitrat pada Bulan Juli, September, dan November

Gambar 4.4 menunjukkan boxplot kandungan nitrat pada bulan Juli, September, dan November tahun 2013. Pada bulan Juli memiliki nilai Q3 lebih kecil dari bulan September dan November. Hal ini menunjukkan bahwa nilai kandungan nitrat pada bulan September dan November mengalami kenaikan apabila dibandingkan dengan bulan Juli. Pada bulan Juli, September, dan November memiliki panjang *whisker* bagian bawah dan bagian atas yang tidak sama sehingga data kandungan nitrat dikatakan tidak simetris.



Gambar 4.5 Kandungan Deterjen pada Bulan Juli, September, dan November

Boxplot kandungan deterjen pada sungai di Surabaya pada bulan Juli, September, dan November tahun 2013 seperti Gambar 4.5 memiliki nilai median yang berbeda-beda. Pada bulan Juli kandungan deterjen dalam air sungai tinggi, hal ini ditunjukkan pada boxplot bulan Juli memiliki nilai median yang lebih besar dari bulan September dan November dan memiliki nilai *interquartil range* yang besar sehingga panjang *whisker* lebih panjang dari bulan September dan November. Pada bulan September mengalami penurunan kandungan deterjen dalam air sungai, karena memiliki nilai median yang lebih kecil dari bulan Juli.



Gambar 4.6 Histogram BOD pada Bulan Juli, September, dan November

Gambar 4.6 menunjukkan histogram BOD pada bulan Juli, September, dan November. Secara visual histogram ketiga bulan tersebut menunjukkan bahwa data tidak simetris berada ditengah dan cenderung miring kearah kanan sehingga diindikasikan bahwa data BOD pada bulan Juli, September, dan November tidak mengikuti distribusi normal.

4.2 Pemodelan *Biochemical Oxygen Demand* pada Sungai di Kota Surabaya

Biochemical Oxygen Demand merupakan data kontinu sehingga pembentukan model yang menunjukkan seberapa besar

pengaruh adanya faktor-faktor yang mempengaruhi *Biochemical Oxygen Demand* menggunakan regresi linier dan regresi weibull karena data *Biochemical Oxygen Demand* diduga mengikuti distribusi weibull. Pada kasus ini diduga terdapat efek spasial sehingga metode yang digunakan adalah *geographically weighted univariate weibull regression*.

4.2.1 Deteksi Multikolinearitas

Pendeteksian multikolinearitas menggunakan *Variance Inflation Factors* (VIF). Nilai VIF dari masing-masing variabel prediktor didapatkan seperti pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Nilai VIF Variabel Prediktor

	Bulan	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
VIF	Juli	2,841	2,403	1,402	1,358
	September	3,558	3,546	1,165	1,567
	November	5,000	4,649	1,615	1,187

Nilai VIF pada variabel kecepatan air (X₁), kedalaman sungai (X₂), nitrat (X₃), dan deterjen (X₄) pada bulan Juli, September, dan November seperti pada Tabel 4.2 memiliki nilai kurang dari 10 sehingga tidak ada kasus multikolinearitas. Dikarenakan tidak terdapat kasus multikolinearitas maka dapat dilanjutkan dengan analisis regresi.

4.2.2 Pemodelan BOD dengan Regresi Linier

Setelah dilakukan pemeriksaan kasus multikolinearitas dan diperoleh hasil tidak terdapat kasus multikolinearitas, maka dilanjutkan dengan pemodelan BOD pada bulan Juli dengan regresi linier.

4.2.2.1 Pemodelan BOD pada Bulan Juli dengan Regresi Linier

Hasil estimasi parameter model regresi linier pada bulan Juli dapat dilihat pada Tabel 4.3. Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model regresi linier. Pengujian yang digunakan adalah pengujian secara serentak dan parsial.

Hasil pengujian serentak model regresi linier didapatkan nilai F_{hitung} sebesar 11,80 dan p -value sebesar 0,009 dapat dilihat pada Tabel 4.3. Taraf signifikansi yang digunakan sebesar 10% kemudian diperoleh nilai p -value $< \alpha(0,1)$ sehingga diputuskan tolak H_0 yang berarti terdapat minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap *biochemical oxygen demand* pada sungai di Surabaya pada bulan Juli.

Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model Regresi Linier Bulan Juli

Variabel	Koefisien	SE	Thitung	P Value
Intersep	6,874	2,691	2,550	0,051
Kecepatan air	-2,525	0,817	-3,090	0,027*
Kedalaman	-0,014	0,402	-0,040	0,973
Nitrat	-0,068	0,024	-2,850	0,036*
Detergen	0,036	0,015	2,320	0,068*
Fhit : 11,80	P-value : 0,009			
R-sq : 90,4%				

*) signifikan dengan taraf signifikansi 10%

Pada taraf signifikansi 10% diketahui bahwa variabel kecepatan air (X_1), nitrat (X_3), dan deterjen (X_4) berpengaruh terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan Juli karena memiliki nilai p -value $< \alpha(0,1)$ seperti pada Tabel 4.3.

Setelah melakukan pengujian signifikansi parameter, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi residual identik, independen, dan berdistribusi normal.

a. Uji Asumsi Residual Identik

Pengujian asumsi residual identik (homoskedastisitas) atau tidak terdapat heteroskedastisitas dapat menggunakan uji *Breusch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_{10}^2 \text{ (homoskedastisitas)}$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } i \text{ di mana } \sigma_i^2 = \sigma^2 \text{ (heteroskedastisitas)}$$

Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai statistik *Breusch Pagan* sebesar 1,9075 dengan nilai p -value sebesar 0,7528. Pada

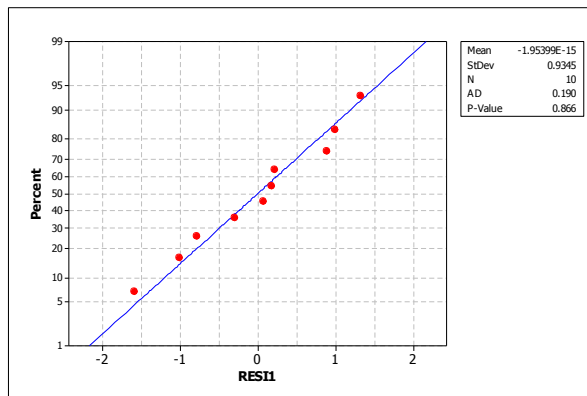
taraf signifikansi 5% didapatkan nilai $\chi^2_{(0,05;4)}$ sebesar 9,487 sehingga nilai BP lebih kecil dari $\chi^2_{(0,05;4)}$ yang artinya gagal tolak H_0 . Hal ini dapat disimpulkan bahwa asumsi residual identik (homoskedastisitas) terpenuhi.

b. Uji Asumsi Residual Independen

Pengujian asumsi residual independen menggunakan statistik uji Durbin-Watson. Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai d sebesar 2,84568. Taraf signifikansi yang digunakan adalah 5%, maka nilai d_L sebesar 0,3760 dan d_U sebesar 2,4137. Nilai d lebih besar dari d_U sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya asumsi residual independen tidak terpenuhi.

c. Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dilakukan dengan uji Anderson Darling ditampilkan pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Pengujian Residual Berdistribusi Normal

Nilai p -value yang didapatkan dalam pengujian ini sebesar 0,866 seperti pada Gambar 4.7. Taraf signifikansi 10% maka nilai p -value lebih dari 0,1 yang berarti residual berdistribusi normal.

Pengujian asumsi residual diperoleh hasil bahwa memenuhi asumsi identik dan berdistribusi normal. Model regresi linier

biochemical oxygen demand (BOD) pada bulan Juli adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y} = 6,87 - 2,53X_1 - 0,014X_2 - 0,0689X_3 + 0,0362X_4$$

4.2.2.2 Pemodelan BOD pada Bulan September dengan Regresi Linier

Hasil estimasi parameter model regresi linier pada bulan September ditampilkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model Regresi Linier Bulan September

Variabel	Koefisien	SE	Thitung	P Value
Intersep	30,290	12,640	2,400	0,062
Kecepatan air	-4,315	2,389	-1,810	0,131
Kedalaman	0,722	1,265	0,570	0,593
Nitrat	-0,017	0,024	-0,700	0,513
Detergen	-0,153	0,094	-1,620	0,165
Fhitung : 1,36	P-value : 0,367			
R-sq : 52,0%				

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Berikut hipotesis pengujian serentak terhadap model regresi linier pada bulan September.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, 4$$

Hasil pengujian serentak model regresi linier pada bulan September didapatkan nilai *p-value* sebesar 0,367 seperti pada Tabel 4.4. Taraf signifikansi 10% diperoleh nilai *p-value* lebih besar dari nilai $\alpha(0,1)$ sehingga diputuskan gagal tolak H_0 yang berarti tidak terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan September. Pada pengujian serentak didapatkan hasil bahwa tidak terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap BOD pada bulan September sehingga tidak dilanjutkan pada pengujian parsial.

Langkah selanjutnya setelah pengujian signifikansi parameter adalah pengujian asumsi residual identik, independen, dan berdistribusi normal.

a. Uji Asumsi Residual Identik

Pengujian asumsi residual identik (homoskedastisitas) atau tidak terdapat heteroskedastisitas dapat menggunakan uji *Breusch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_{10}^2 \text{ (homoskedastisitas)}$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } i \text{ di mana } \sigma_i^2 = \sigma^2 \text{ (heteroskedastisitas)}$$

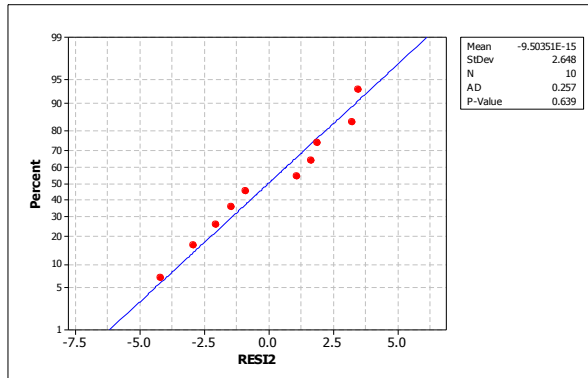
Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai statistik *Breusch Pagan* sebesar 6,7414 dengan nilai *p-value* sebesar 0,1502. Pada taraf signifikansi 5% didapatkan nilai $\chi^2_{(0,05;4)}$ sebesar 9,487 sehingga nilai BP lebih kecil dari $\chi^2_{(0,05;4)}$ yang artinya gagal tolak H_0 . Hal ini dapat disimpulkan bahwa asumsi residual identik (homoskedastisitas) terpenuhi.

b. Uji Asumsi Residual Independen

Pengujian asumsi residual independen menggunakan statistik uji Durbin-Watson. Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai d sebesar 3,09462. Taraf signifikansi 5% didapatkan nilai d_L sebesar 0,3760 dan d_U sebesar 2,4137. Nilai d lebih besar dari d_U sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya asumsi residual independen tidak terpenuhi.

c. Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dilakukan dengan uji Anderson Darling ditampilkan pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Pengujian Residual Berdistribusi Normal

Nilai *p-value* yang didapatkan dalam pengujian ini sebesar 0,639 seperti pada Gambar 4.8. Nilai *p-value* dibandingkan dengan taraf signifikansi 10% maka nilai *p-value* lebih dari 0,1 yang berarti residual berdistribusi normal.

Hasil pengujian residual memenuhi asumsi identik dan berdistribusi normal sehingga model BOD pada bulan September menggunakan regresi linier adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y} = 30,29 - 4,315X_1 + 0,722X_2 - 0,01737X_3 - 0,153X_4$$

4.2.2.3 Pemodelan BOD pada Bulan November dengan Regresi Linier

Hasil estimasi parameter model regresi linier ditampilkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Estimasi Parameter Model Regresi Linier Bulan November

Variabel	Koefisien	SE	Thitung	P Value
Intersep	5,170	19,550	0,260	0,802
Kecepatan air	-5,027	2,716	-1,850	0,123
Kedalaman	0,373	1,529	0,240	0,817
Nitrat	0,118	0,034	3,450	0,018*
Detergen	0,045	0,156	0,290	0,784
Fhitung : 8,21	P-value : 0,020			
R-sq=86,8%				

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Berikut hipotesis pengujian serentak terhadap model regresi linier pada bulan November.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, 4$$

Tabel 4.5 menunjukkan hasil pengujian serentak model regresi linier pada bulan November didapatkan nilai *p-value* sebesar 0,020. Pada taraf signifikansi 10% diperoleh nilai *p-value* lebih kecil dari $\alpha(0,1)$ sehingga diputuskan tolak H_0 yang berarti terdapat minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan November.

Selanjutnya setelah didapatkan hasil pengujian terdapat minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh, maka dilakukan pengujian parsial untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh signifikan terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan November. Berikut merupakan hipotesis pengujian secara parsial parameter regresi linier.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, 4$$

Pada taraf signifikansi 10% diketahui bahwa variabel nitrat (X_3) memiliki nilai *p-value* lebih kecil dari nilai $\alpha(0,1)$ sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya variabel nitrat (X_3) berpengaruh terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan November.

Setelah didapatkan model regresi linier BOD pada bulan November, langkah selanjutnya adalah pengujian asumsi residual identik, independen, dan berdistribusi normal.

a. Uji Asumsi Residual Identik

Pengujian asumsi residual identik (homoskedastisitas) atau tidak terdapat heteroskedastisitas dapat menggunakan uji *Breusch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_{10}^2 \text{ (homoskedastisitas)}$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } i \text{ di mana } \sigma_i^2 \neq \sigma^2 \text{ (heteroskedastisitas)}$$

Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai statistik *Breusch Pagan* sebesar 8,4679 dengan nilai *p-value* sebesar 0,07587. Pada

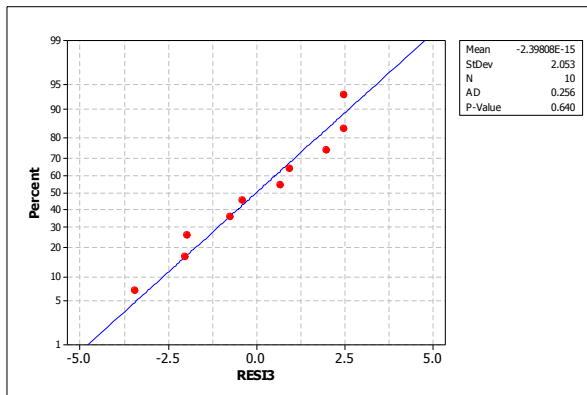
taraf signifikansi 5% didapatkan nilai $\chi^2_{(0,05;4)}$ sebesar 9,487 sehingga nilai BP lebih kecil dari $\chi^2_{(0,05;4)}$ yang artinya gagal tolak H_0 . Hal ini dapat disimpulkan bahwa asumsi residual identik (homoskedastisitas) terpenuhi.

b. Uji Asumsi Residual Independen

Pengujian asumsi residual independen menggunakan statistik uji Durbin-Watson. Berdasarkan hasil analisis didapatkan nilai d sebesar 2,06153. Taraf signifikansi 5% didapatkan nilai d_L sebesar 0,3760 dan d_U sebesar 2,4137. Nilai d diantara d_L dan d_U sehingga diputuskan gagal tolak H_0 yang artinya asumsi residual independen terpenuhi.

c. Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dilakukan dengan uji Anderson Darling ditampilkan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Pengujian Residual Berdistribusi Normal

Nilai p -value yang didapatkan dalam pengujian ini sebesar 0,640 seperti pada Gambar 4.9. Nilai p -value dibandingkan dengan taraf signifikansi 10% maka nilai p -value lebih dari 0,1 yang berarti residual berdistribusi normal.

Pengujian asumsi residual memenuhi asumsi identik dan berdistribusi normal sehingga model regresi linier *biochemical*

oxygen demand (BOD) pada bulan November adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y}=5,170-5,027X_1+0,373X_2+0,118X_3+0,045X_4$$

Berdasarkan pengujian asumsi residual tersebut, didapatkan residual model regresi linier pada bulan Juli, September, dan November memenuhi asumsi identik dan berdistribusi normal namun tidak memenuhi asumsi independen. Selanjutnya dilakukan pengujian aspek spasial pada data.

4.2.3 Pengujian Aspek Spasial

Sebelum dilakukan pemodelan menggunakan GWR, terlebih dahulu dilakukan pengujian aspek spasial, yaitu dependensi spasial dan heterogenitas spasial.

Pengujian dependensi spasial dilakukan untuk melihat apakah pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang letaknya saling berdekatan. Pengujian ini menggunakan metode Moran's I dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : I = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial)

$H_1 : I \neq 0$ (terdapat dependensi spasial)

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, didapatkan pada bulan Juli nilai *p-value* sebesar 0,6836, pada bulan September sebesar 0,84731, dan pada bulan November *p-value* sebesar 0,85728 seperti pada Lampiran 8. Nilai *p-value* dibandingkan dengan taraf signifikansi 5%, maka nilai *p-value* lebih besar dari 5% yang artinya gagal tolak H_0 . Hal ini dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat dependensi spasial pada data penelitian bulan Juli, September, dan November.

Pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk melihat adanya keragaman secara geografis. Metode yang digunakan adalah *Breusch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2$ (tidak terdapat heterogenitas spasial)

H_1 : paling sedikit ada satu i di mana $\sigma_i^2 = \sigma^2$ (terdapat heterogenitas spasial)

Berdasarkan hasil analisis seperti pada Lampiran 7 didapatkan nilai statistik *Breusch Pagan* pada bulan Juli sebesar 1,9075, bulan

September sebesar 6,7414, dan bulan November sebesar 8,4679. Pada taraf signifikansi 10% didapatkan nilai $\chi^2_{(0,10;4)}$ sebesar 7,779 sehingga nilai BP pada bulan November lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;4)}$ yang artinya tolak H_0 . Hal ini dapat disimpulkan bahwa terdapat heterogenitas pada data penelitian bulan November sedangkan pada bulan Juli dan September, tidak terdapat heterogenitas spasial.

Pada pengujian aspek spasial, didapatkan hasil bahwa data BOD pada bulan November terdapat heterogenitas spasial yang menyatakan terdapat perbedaan karakteristik antara satu titik pengamatan dengan titik pengamatan lainnya sehingga BOD pada bulan November dilanjutkan pada pemodelan *geographically weighted regression* (GWR).

4.2.4 Pemodelan BOD pada Bulan November dengan GWR

Selanjutnya dilakukan pemodelan BOD pada bulan November menggunakan metode *geographically weighted regression* (GWR). Pemodelan GWR dilakukan dengan menambahkan pembobot spasial. Pembobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah pembobot fungsi kernel *fixed gaussian* karena menghasilkan nilai *Cross-Validation* minimum dibandingkan dengan fungsi kernel lainnya. Nilai bandwidth optimum pada bulan November untuk *fixed gaussian* sebesar 0,066927 dengan nilai CV minimum sebesar 332,1054.

Langkah pertama dalam pemodelan GWR yaitu menentukan titik koordinat lintang dan bujur di setiap lokasi kemudian mencari jarak *euclidean* antar titik pengamatan. Setelah didapatkan jarak *euclidean* maka dapat dibentuk matriks pembobot untuk penaksiran parameter dengan cara memasukkan bandwidth optimum dan jarak ke dalam fungsi kernel *fixed gaussian*. Matriks pembobot dapat dilihat pada Lampiran 11.

Pemodelan BOD menggunakan metode GWR diharapkan memiliki hasil yang lebih baik daripada regresi linier sehingga dilakukan pengujian kesamaan model GWR dan regresi linier dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, k = 1, 2, \dots, 4; i = 1, 2, \dots, 10$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$$

Taraf signifikansi 10% didapatkan nilai $F_{(0,1;5;4,6)}$ sebesar 3,649. Berdasarkan hasil perhitungan, didapatkan nilai F_{hit} sebesar 1,0935 sehingga diputuskan gagal tolak H_0 yang artinya tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi linier dengan model GWR karena nilai F_{hit} lebih kecil dari 3,649.

Selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter model GWR untuk mengetahui variabel apa saja yang berpengaruh terhadap *biochemical oxygen demand* pada sungai di Surabaya bulan November dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0, k = 1, 2, \dots, 4; i = 1, 2, \dots, 10$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

Hasil estimasi parameter model GWR dapat dilihat pada Lampiran 12. Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter, didapatkan nilai *p-value* parameter setiap titik lokasi sungai di Surabaya yang dilampirkan pada Lampiran 13. Nilai *p-value* dibandingkan dengan taraf signifikansi 10%, apabila nilai *p-value* lebih kecil dari $\alpha(0,1)$ maka tolak H_0 yang artinya variabel tersebut memberikan pengaruh terhadap model. Parameter yang signifikan di setiap titik pengamatan sungai di Surabaya pada bulan November dapat dilihat pada Tabel 4.6 sebagai berikut.

Tabel 4.6 Variabel yang Signifikan dalam Model GWR pada Bulan November

Lokasi Sungai	Variabel yang Berpengaruh
Sungai Surabaya di jembatan Wonokromo	X_3
Sungai Kalimas di jembatan Ngagel	X_3
Sungai Kalimas di jembatan Kebon Rojo	X_3
Sungai Pegirian di Jl. Undaan	X_3
Sungai Pegirian di Jl. Pegirian	X_3
Sungai saluran Dinoyo	X_3
Sungai saluran Darmo	X_3
Sungai saluran Kenari	X_3
Sungai Banyu Urip	X_3
Sungai saluran Tambak Wedi	X_3

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap kandungan BOD pada sungai di Surabaya pada bulan November adalah variabel nitrat (X_3) di 10 titik pengamatan sungai di Surabaya.

Sebagai contoh akan disajikan hasil pengujian parameter GWR di sungai Kalimas di jembatan Kebon Rojo dengan estimasi parameter ditampilkan pada Tabel 4.7 berikut.

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Model GWR Sungai Kalimas di Jembatan Kebon Rojo Bulan November

	Koefisien	t_{hitung}	$P\text{-value}$
Intersep	4,567	0,239	0,822
X_1	-5,065	-1,913	0,128
X_2	0,346	0,232	0,827
X_3	0,117	3,521	0,024*
X_4	0,051	0,332	0,756

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Pada Tabel 4.7 menunjukkan bahwa variabel nitrat (X_3) memiliki nilai $p\text{-value}$ lebih kecil dari $\alpha(0,1)$ sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya variabel nitrat berpengaruh signifikan terhadap BOD sungai di kota Surabaya pada bulan November. Nitrat berasal dari limbah pertanian dan rumah tangga. Limbah

rumah tangga seperti, sisa sayuran, nasi, minyak, plastik, dan botol yang terbuang ke dalam sungai. Nitrat mempunyai sifat mudah larut didalam air, apabila limbah rumah tangga larut dalam air maka akan mengalami penguraian dan pembusukan, akibatnya konsentrasi oksigen di dalam air akan menurun. Hal ini yang menyebabkan sungai dapat tercemar. Model GWR di sungai Kalimas jembatan Kebon Rojo adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y} = 4,567 - 45,065X_1 + 0,346X_2 + 0,117X_3 - 0,051X_4$$

4.2.5 Pengujian Distribusi

Variabel respon dalam penelitian ini adalah *Biochemical Oxygen Demand* pada bulan Juli, September, dan November yang diduga mengikuti distribusi weibull 3 parameter. Hasil pengujian distribusi variabel BOD pada bulan Juli ditampilkan dalam Tabel 4.8 sebagai berikut.

Tabel 4.8 Pengujian Distribusi Variabel BOD

Bulan	Distribution	AD	P-value
Juli	Normal	0,424	0,253
	3-Parameter Weibull	0,456	0,240
September	Normal	0,670	0,055
	3-Parameter Weibull	0,558	0,156
November	Normal	0,861	0,017
	3-Parameter Weibull	0,349	0,487

Pengujian distribusi dapat dilakukan dengan membandingkan nilai *p-value* dengan taraf signifikansi. Nilai *p-value* dari distribusi weibull 3 parameter pada bulan Juli, September, dan November memiliki nilai yang lebih besar dari taraf signifikansi 10% seperti yang ditampilkan pada Tabel 4.8. Sehingga didapatkan hasil gagal tolak H_0 yang artinya variabel *Biochemical Oxygen Demand* pada bulan Juli mengikuti distribusi weibull 3 parameter dengan parameter *shape* sebesar 1,41054, *scale* sebesar 3,92602 dan *threshold* sebesar 2,82141. Variabel *Biochemical Oxygen Demand* pada bulan September mengikuti distribusi weibull 3 parameter dengan parameter *shape* sebesar 0,92477, *scale* sebesar 2,97001, dan *threshold* sebesar 3,72458 begitu juga variabel *Biochemical*

Oxygen Demand pada bulan November mengikuti distribusi weibull 3 parameter dengan parameter *shape* sebesar 0,86499, *scale* sebesar 4,29426, dan *threshold* sebesar 3,89732.

4.2.6 Pemodelan *Biochemical Oxygen Demand* dengan Regresi Weibull

Setelah dilakukan pengujian distribusi pada variabel respon, didapatkan hasil bahwa data BOD pada bulan Juli, September, dan November mengikuti distribusi weibull. Selanjutnya dilakukan pemodelan BOD pada sungai di Surabaya pada bulan Juli, September, dan November menggunakan regresi weibull.

4.2.6.1 Pemodelan BOD pada Bulan Juli dengan Regresi Weibull

Hasil estimasi parameter model regresi weibull pada bulan Juli ditampilkan pada Tabel 4.9 sebagai berikut.

Tabel 4.9 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Weibull pada Bulan Juli

Parameter	Estimasi	Std. Error	Z hitung
β_0	1,3178	51,8834	0,0254
β_1	-2,5087	11,7114	-0,2144
β_2	-4,3365	5,5866	-0,7762
β_3	-0,3863	0,3275	-1,1793
β_4	0,2267	0,3724	0,6089
Devians (G^2) : -3,71628		k : 4	
R-sq=50%			

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian serentak terhadap model regresi weibull adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_p \neq 0; p = 1, 2, \dots, 4$$

Tabel 4.9 menunjukkan hasil pengujian secara serentak model regresi weibull didapatkan nilai G^2 sebesar -3,71628. Pada taraf signifikansi 10% didapatkan nilai $\chi^2_{(4,0.1)}$ sebesar 7,7794. Nilai G^2 lebih kecil dari 7,7794 sehingga diputuskan gagal tolak H_0 yang

artinya tidak terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan Juli. Pada pengujian serentak didapatkan hasil bahwa tidak terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap BOD pada bulan Juli sehingga tidak dilanjutkan pada pengujian parsial. Model regresi weibull pada bulan Juli yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

$$\hat{\theta} = 1,317 - 2,508X_1 - 4,336X_2 - 0,386X_3 + 0,226X_4$$

Misalkan nilai kecepatan air sebesar 1,85 m/s, kedalaman sebesar 3,2 m, nitrat sebesar 31,283 mg/l dan deterjen sebesar 138 mg/l maka nilai estimasi parameter skala (θ) sebesar 2,910. Setelah mendapatkan nilai parameter skala kemudian dapat menentukan fungsi kumulatif (CDF).

$$\hat{F}(y) = 1 - \exp \left(- \left(\frac{y - 2,821}{\hat{\theta}} \right)^{0,1002} \right)$$

Misalkan kadar BOD sebesar 3,81 mg/l maka probabilitas kadar BOD mengalami pencemaran air setelah melewati batas maksimum yang telah ditetapkan adalah sebesar 0,592.

4.2.6.2 Pemodelan *Biochemical Oxygen Demand* pada Bulan September dengan Regresi Weibull

Setelah dilakukan pengujian distribusi terhadap variabel respon *biochemical oxygen demand* pada bulan September, didapatkan hasil bahwa BOD pada bulan September mengikuti distribusi weibull sehingga dilakukan pemodelan menggunakan regresi weibull. Hasil estimasi parameter model regresi weibull pada bulan September ditampilkan pada Tabel 4.10 sebagai berikut.

Tabel 4.10 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Weibull pada Bulan September

Parameter	Estimasi	Std. Error	Z hitung
β_0	57,9339	1,5291	37,8865
β_1	-57,4841	0,2391	-240,3430*
β_2	22,2915	0,3291	67,7270*
β_3	0,7294	0,0146	49,7489*
β_4	-0,4627	0,0121	-38,0758*
Devians (G^2) : 61,71656		k : 4	
R-sq=50%			

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Berikut hipotesis pengujian serentak terhadap model regresi weibull pada bulan September.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_p \neq 0; p = 1, 2, \dots, 4$$

Tabel 4.10 menunjukkan hasil pengujian parameter secara serentak, didapatkan nilai G^2 sebesar 61,71656. Nilai G^2 dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(4,0.1)}$ yaitu sebesar 7,7794 didapatkan hasil bahwa nilai G^2 lebih besar dari 7,7794 sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya terdapat minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap BOD pada bulan September.

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter secara parsial yang bertujuan untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh signifikan terhadap BOD pada bulan September. Berikut merupakan hipotesis pengujian parsial yang digunakan.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, 4$$

Tabel 4.10 menunjukkan nilai Zhitung dari masing-masing variabel prediktor. Pada taraf signifikansi 10% didapatkan nilai $Z_{(0,1/2)}$ sebesar 1,64. Nilai Zhitung dari masing-masing prediktor dibandingkan dengan 1,64. Pada Tabel 4.7 nilai Zhitung semua variabel prediktor lebih besar dari 1,64 sehingga diputuskan tolak

H_0 yang artinya variabel kecepatan air (X_1), kedalaman sungai (X_2), nitrat (X_3), dan deterjen (X_4) berpengaruh signifikan terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan September. Model regresi weibull pada bulan September yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

$$\hat{\theta} = 57,933 - 57,484X_1 + 22,291X_2 + 0,729X_3 - 0,462X_4$$

4.2.6.3 Pemodelan *Biochemical Oxygen Demand* pada Bulan November dengan Regresi Weibull

Data BOD pada bulan November mengikuti distribusi weibull ketika dilakukan pengujian distribusi. Selanjutnya dilakukan pemodelan BOD pada bulan November menggunakan regresi weibull. Hasil estimasi parameter regresi weibull dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Weibull pada Bulan November

Parameter	Estimasi	Std. Error	Z hitung
β_0	-131,721	37,859	-3,479
β_1	-32,418	2,018	-16,064*
β_2	-1,379	1,374	-1,003
β_3	-0,170	0,061	-2,805*
β_4	1,508	0,341	4,424*
Devians (G^2) : 58,0873		k : 4	
R-sq=50%			

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Selanjutnya melakukan pengujian parameter untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap BOD pada bulan November. Pengujian parameter dilakukan secara serentak dan parsial. Berikut merupakan hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter secara serentak.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_p \neq 0; p = 1, 2, \dots, 4$$

Pada Tabel 4.11 menunjukkan nilai G^2 sebesar 58,0873. Pada taraf signifikansi 10%, didapatkan nilai $\chi^2_{(4,0.1)}$ sebesar 7,7794.

Nilai G^2 dibandingkan dengan 7,7794, didapatkan bahwa nilai G^2 lebih besar dari 7,7794 sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya terdapat minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap terhadap BOD pada bulan November.

Setelah dilakukan pengujian parameter secara serentak, kemudian melakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh signifikan terhadap BOD pada bulan November. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter secara parsial adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, 4$$

Nilai Zhitung masing-masing variabel prediktor dapat dilihat pada Tabel 4.11. pada taraf signifikansi 10% didapatkan nilai $Z_{(0,1/2)}$ sebesar 1,64. Nilai Zhitung variabel prediktor yang lebih dari 1,64 diputuskan tolak H_0 yang artinya variabel kecepatan air (X_1), nitrat (X_3), dan deterjen (X_4) berpengaruh signifikan terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan November. Model regresi weibull pada bulan November yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

$$\hat{\theta} = -131,721 - 32,418X_1 - 1,379X_2 - 0,17X_3 + 1,508X_4$$

4.2.7 Pemodelan Biochemical Oxygen Demand (BOD) dengan GWUWR pada Bulan November

Selanjutnya dilakukan pemodelan BOD pada bulan November menggunakan metode GWUWR. Pemodelan GWUWR dilakukan dengan menambahkan pembobot spasial. Pembobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah pembobot fungsi kernel *fixed gaussian*. Nilai bandwidth optimum pada bulan November untuk *fixed gaussian* sebesar 0,999567.

Langkah pertama dalam pemodelan GWUWR yaitu menentukan titik koordinat lintang dan bujur di setiap lokasi kemudian mencari jarak euclidean antar titik pengamatan. Setelah didapatkan jarak euclidean maka dapat dibentuk matriks pembobot untuk penaksiran parameter dengan cara memasukkan bandwidth

dan jarak ke dalam fungsi kernel *fixed gaussian*. Matriks pembobot dapat dilihat pada Lampiran 20.

Selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter model GWR pada bulan November. Hasil estimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter model GWUWR pada bulan November dapat dilihat pada Lampiran 22. Nilai Z_{hitung} parameter setiap titik pengamatan sungai di Surabaya pada bulan November dibandingkan dengan nilai $Z(0,05)$. Nilai $Z(0,05)$ sebesar 1,64, apabila nilai Z_{hitung} lebih besar dari 1,64 maka variabel tersebut memberikan pengaruh terhadap model. Variabel yang signifikan di setiap titik pengamatan pada bulan November dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Variabel yang Siginifikan dalam Model GWUWR pada Bulan November

Lokasi Sungai	Variabel yang Berpengaruh
Sungai Surabaya di jembatan Wonokromo	X_3
Sungai Kalimas di jembatan Ngagel	X_3
Sungai Kalimas di jembatan Kebon Rojo	X_3
Sungai Pegirian di Jl. Undaan	X_3
Sungai Pegirian di Jl. Pegirian	X_3
Sungai saluran Dinoyo	X_1, X_3
Sungai saluran Darmo	X_3
Sungai saluran Kenari	X_3
Sungai Banyu Urip	X_1, X_3
Sungai saluran Tambak Wedi	X_3

Tabel 4.12 menunjukkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap BOD pada sungai di Surabaya pada bulan November. Terdapat dua kelompok titik pengamatan berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan. Kelompok pertama adalah variabel nitrat (X_3) yang berpengaruh signifikan di sungai Surabaya jembatan Wonokromo, sungai Kalimas jembatan Ngagel, sungai Kalimas jembatan Kebon Rojo, sungai Pegirian Jl. Undaan, sungai Pegirian di Jl. Pegirian, sungai saluran Darmo, sungai saluran Kenari dan sungai saluran Tambak Wedi. Pada kelompok kedua adalah variabel kecepatan air (X_1) dan nitrat (X_3)

yang berpengaruh signifikan di sungai saluran Dinoyo dan sungai Banyu Urip.

Sebagai contoh akan disajikan hasil pengujian signifikansi parameter model GWUWR pada bulan November di titik pengamatan sungai Kalimas di Jembatan Kebon Rojo.

Tabel 4.13 Pengujian Parameter Model GWUWR Sungai Kalimas di Jembatan Kebon Rojo Bulan November

	Koefisien	Z_{hitung}
Intersep	0,5855	0,0064
X₁	15,1531	0,9844
X₂	-2,1709	-0,2441
X₃	-0,4658	-3,0325*
X₄	-0,3093	-0,4277

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Tabel 4.13 menunjukkan hasil pengujian parameter model GWUWR pada bulan November di titik pengamatan sungai Kalimas di Jembatan Kebon Rojo, didapatkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap BOD pada bulan November adalah nitrat (X₃). Model regresi pada sungai Kalimas di Jembatan Kebon Rojo bulan November adalah sebagai berikut.

$$\hat{\theta} = \exp(0,585 + 15,153X_1 - 2,17X_2 - 0,465X_3 - 0,309X_4)$$

4.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC pada model regresi linier, regresi weibull, GWR dan GWUWR ditampilkan pada Tabel 4.14 sebagai berikut.

Tabel 4.14 Pemilihan Model Terbaik

Bulan	<i>P-value</i> Distribusi	Model Regresi	AIC
Juli	Normal : 0,253	Regresi Linier	35,09
	Weibull : 0,240	Regresi Weibull	165,72
September	Normal : 0,055	Regresi Linier	54,26
	Weibull : 0,156	Regresi Weibull	32,04
November	Normal : 0,017	Regresi Linier	53,37
	Normal : 0,017	GWR	45,66
	Weibull : 0,487	Regresi Weibull	46,12
	Weibull : 0,487	GWUWR	27,50

Tabel 4.14 menunjukkan bahwa pada bulan Juli pemodelan regresi linier lebih baik dalam pemodelan BOD karena variabel BOD mengikuti distribusi normal. Variabel BOD pada bulan September dan November mengikuti distribusi weibull sehingga berdasarkan Tabel 4.14 pemodelan regresi weibull lebih baik dalam memodelkan BOD. Pada bulan November terdapat heterogenitas spasial sehingga pada bulan November pemodelan GWUWR lebih baik dalam memodelkan BOD dikarenakan variabel respon yang berdistribusi weibull dan terdapat heterogenitas spasial.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Pada bulan Juli rata-rata kandungan *Biochemical Oxygen Demand* pada sungai di Surabaya sebesar 6,393 mg/l. Pada bulan September rata-rata kandungan *Biochemical Oxygen Demand* sebesar 6,803 mg/l dan pada bulan November rata-rata kandungan *Biochemical Oxygen Demand* sebesar 8,53 mg/l. Hal ini menunjukkan bahwa kandungan *Biochemical Oxygen Demand* dari bulan Juli hingga bulan November mengalami peningkatan. Berdasarkan Peraturan Pemerintah RI No. 82 Tahun 2001 mengenai Baku Mutu Air, rata-rata kandungan *Biochemical Oxygen Demand* pada bulan Juli, September, dan November termasuk dalam kelas IV yang peruntukannya digunakan untuk mengairi pertanian dan atau peruntukan lain yang mempersyaratkan mutu air yang sama dengan kegunaan tersebut.
2. Hasil pemodelan regresi linier menunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan pada bulan Juli yaitu kecepatan air, nitrat, dan deterjen. Pada bulan September tidak ada variabel yang berpengaruh signifikan sedangkan pada bulan November variabel yang berpengaruh signifikan adalah nitrat. Hasil pemodelan regresi weibull menunjukkan bahwa tidak ada variabel yang berpengaruh signifikan pada bulan Juli. Pada bulan September variabel yang berpengaruh signifikan yaitu kecepatan air, kedalaman sungai, nitrat, dan deterjen sedangkan pada bulan November variabel yang berpengaruh signifikan yaitu kecepatan air, nitrat, dan deterjen. Untuk pemodelan GWUWR pada bulan November dengan fungsi pembobot *fixed gaussian* didapatkan bahwa terdapat dua kelompok titik pengamatan. Kelompok pertama adalah

variabel nitrat yang berpengaruh signifikan di sungai Surabaya jembatan Wonokromo, sungai Kalimas jembatan Ngagel, sungai Kalimas jembatan Kebon Rojo, sungai Pegirian Jl. Undaan, sungai Pegirian di Jl. Pegirian, sungai saluran Darmo, sungai saluran Kenari dan sungai saluran Tambak Wedi, Pada kelompok kedua adalah variabel kecepatan air dan nitrat yang berpengaruh signifikan di sungai saluran Dinoyo dan sungai Banyu Urip.

3. Perbandingan model berdasarkan nilai AIC menghasilkan bahwa pemodelan GWUWR lebih baik dalam memodelkan BOD pada sungai di Kota Surabaya apabila variabel BOD berdistribusi weibull. Apabila variabel BOD berdistribusi normal maka pemodelan GWR lebih baik dalam memodelkan BOD pada sungai di Kota Surabaya.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah dapat memperhatikan pemilihan jumlah observasi dan pemilihan variabel yang akan digunakan dalam penelitian. Pemilihan titik observasi dapat berpengaruh terhadap efek spasial. Karena data yang digunakan terdapat unsur waktu maka untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan pemodelan dengan menambahkan unsur waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. (1978). *A Bayesian Analysis of The Minimum AIC Procedure*. Annals of the Institute of Atatistical Mathematics, Part A Hal.194.
<http://www.ism.ac.jp/editsec/aism/pdf/> Tanggal Akses : 15 September 2016.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publisher
- Badan Lingkungan Hidup. (2013). *Pemantauan Kualitas Air*. Surabaya: Badan Lingkungan Hidup.
- Cameron, A. C., & Triverdi, P. (2005). *Microeconometrics Methods and Application*. New York: Cambridge Univeristy Press.
- Casella, G., & Berger, R. L. (2002). *Statistical Inference (2 ed.)*: Duxbury.
- Draper, N. R., dan Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis (3rd ed.)*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Environmental Protection Agency. (2006). *Voluntary Estuary Monitoring Manual Dissolved Oxygen dan Biochemical Oxygen Demand*. Washington DC United States.
- Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression*. Chichester England: John Wiley & Sons Ltd.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics (4 ed.)* New York: The McGraw-Hill.
- Hidayanti, F. (2015). *Pemodelan Bivariate Weibull Regression pada Pencemaran Air Sungai di Surabaya*. (Master), Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Jaya, R. (2011). *Hubungan Parameter Kualitas Air Dalam Budidaya Ikan Nila*. (Skripsi), Universitas Negeri Musamus Merauke, Merauke.
- Khan, S. J. (2010). *Quantitative Chemical Exposure Assesment For Water Recycling Schemes*. Australia: National Water Commission.

- Khaulasari, H. (2013). *Pemodelan Mixed Geographically Weighted Regression Multivariate pada Pencemaran Kualitas Air COD dan BOD di Kali Surabaya*. (Skripsi), Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Koesnariyanto, R. (2012). *Pemodelan Indikator Pencemaran Air Secara Kimia (BOD) dengan Geographically Weighted Regression*. (Tesis), Universitas Airlangga, Surabaya.
- Kristanto, P. (2002). *Ekologi Industri*. Surabaya: Andi.
- Lee, J., dan Wong, D. W. (2001). *Statistical Analysis with ArcView GIS*. Canada: John Willey & Sons, Inc
- Peraturan Pemerintah Republik Indonesia No. 82 tentang Pengelolaan Kualitas Air dan Pengendalian Pencemaran Air (2001).
- Rinne, H. (2009). *The Weibull Distribution A Handbook*. Germany: CRC Press.
- Santoso, F. P. (2015). *Model Geographically Weighted Univariate Weibull Regression*. (Tesis), Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Sopiah, R. (2004). *Pengelolaan Limbah Deterjen Sebagai Upaya Minimalisasi Polutan di Badan Air Dalam Rangka Pembangunan Berkelanjutan*. *BPP Teknologi*. Tangerang: Balai Teknologi Lingkungan.
- Walpole, R. (1995). *Pengantar Statistika. Edisi ke- 3*. Terjemahan Bambang Sumantri. PT. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.
- Widhiasari, R. (2008). *Load Capacity Study of Ciliwung Watershed*. *Jurnal Hidrology*, Vol. 2, No. 13.

Lampiran 1. Data *Biochemical Oxygen Demand* (BOD) Bulan Juli Tahun 2013 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya

Lokasi Pengamatan	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	u	v
1	3.93	2.51	4.5	31.074	131.00	7.175902	112.4415
2	3.82	2.45	1.7	2.358	91.46	7.174881	112.443
3	3.52	2.00	2.0	46.437	131.00	7.143512	112.4423
4	3.81	1.85	3.2	31.283	138.00	7.151765	112.4437
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
9	6.92	1.68	2.8	0.7586	136.00	7.18239	112.4311
10	10.54	0.23	1.2	37.925	164.00	7.122326	112.4608

Lampiran 2. Data BOD Bulan September Tahun 2013 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya

Lokasi Pengamatan	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	u	v
1	4.29	2.59	4.5	37.038	108	7.175902	112.4415
2	6.12	2.53	3.2	25.728	102	7.174881	112.443
3	5.02	2.08	3.0	38.024	112	7.143512	112.4423
4	4.11	1.93	3.2	33.664	115	7.151765	112.4437
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
9	9.76	1.75	2.8	55.47	104	7.18239	112.4311
10	9.07	0.31	1.2	10.934	129	7.122326	112.4608

Lampiran 3. Data *Biochemical Oxygen Demand* (BOD) Bulan November Tahun 2013 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya

Lokasi Pengamatan	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	u	v
1	4.52	2.59	4.56	34.553	131	7.175902	112.4415
2	4.22	2.53	3.26	32.068	126	7.174881	112.443
3	4.62	2.08	3.06	33.068	134	7.143512	112.4423
4	4.37	1.93	3.26	36.946	124	7.151765	112.4437
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
9	7.51	1.76	2.86	18.073	123	7.18239	112.4311
10	8.69	0.32	1.26	0.420	128	7.122326	112.4608

Keterangan :

Y : Kandungan BOD pada sungai di Surabaya

X₁ : Kecepatan laju air

X₂ : Kedalaman sungai

X₃ : Kandungan nitrat dalam air sungai

X₄ : Kandungan detergen dalam air sungai

u : Koordinat lintang (*longitude*)

v : Koordinat bujur (*latitude*)

Lampiran 4. Model Regresi Linier Bulan Juli dan Nilai VIF

The regression equation is

$$Y = 6.87 - 2.53 x_1 - 0.014 x_2 - 0.0689 x_3 + 0.0362 x_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	6.874	2.691	2.55	0.051	
x1	-2.5259	0.8177	-3.09	0.027	2.838
x2	-0.0142	0.4024	-0.04	0.973	2.406
x3	-0.06889	0.02421	-2.85	0.036	1.402
x4	0.03620	0.01561	2.32	0.068	1.360

$$S = 1.08589 \quad R\text{-Sq} = 90.4\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 82.8\%$$

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	55.667	13.917	11.80	0.009
Residual Error	5	5.896	1.179		
Total	9	61.563			

$$\text{Durbin-Watson statistic} = 2.84568$$

Lampiran 5. Model Regresi Linier Bulan September dan Nilai VIF

The regression equation is

$$Y = 30.3 - 4.32 x_1 + 0.72 x_2 - 0.0174 x_3 - 0.153 x_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	30.29	12.64	2.40	0.062	
x1	-4.315	2.389	-1.81	0.131	3.562
x2	0.722	1.265	0.57	0.593	3.540
x3	-0.01737	0.02465	-0.70	0.513	1.166
x4	-0.15295	0.09417	-1.62	0.165	1.569

Lampiran 5. Model Regresi Linier Bulan September dan Nilai VIF
(Lanjutan)

S = 2.83165 R-Sq = 52.0% R-Sq(adj) = 13.7%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	43.484	10.871	1.36	0.367
Residual Error	5	40.091	8.018		
Total	9	83.575			

Durbin-Watson statistic = 3.09462

Lampiran 6. Model Regresi Linier Bulan November dan Nilai VIF

The regression equation is

$$Y = 5.2 - 5.03 x_1 + 0.37 x_2 + 0.118 x_3 + 0.045 x_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	5.17	19.55	0.26	0.802	
x1	-5.027	2.716	-1.85	0.123	5.009
x2	0.373	1.529	0.24	0.817	5.650
x3	0.11811	0.03420	3.45	0.018	1.616
x4	0.0453	0.1569	0.29	0.784	1.187

S = 2.70877 R-Sq = 86.8% R-Sq(adj) = 76.2%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	240.856	60.214	8.21	0.020
Residual Error	5	36.687	7.337		
Total	9	277.543			

Durbin-Watson statistic = 2.06153

Lampiran 7. Hasil Uji Heterogenitas Spasial

#Bptest Bulan Juli studentized Breusch-Pagan test
data: Bpjuli BP = 1.9075, df = 4, p-value = 0.7528
#Bptest Bulan September studentized Breusch-Pagan test
data: Bpseptember BP = 6.7414, df = 4, p-value = 0.1502
#Bptest Bulan November studentized Breusch-Pagan test
data: Bpnovember BP = 8.4679, df = 4, p-value = 0.07587

Lampiran 8. Hasil Uji Dependensi Spasial

Bulan Juli	Bulan September	Bulan November
\$observed [1] -0.055276	\$observed [1] -0.08526908	\$observed [1] -0.09336702
\$expected [1] -0.1111111	\$expected [1] -0.1111111	\$expected [1] -0.1111111
\$sd [1] 0.1370352	\$sd [1] 0.1342149	\$sd [1] 0.09867373
\$p.value [1] 0.6836768	\$p.value [1] 0.8473176	\$p.value [1] 0.8572892

Lampiran 9. Syntax GWR

```

data <- read.csv("D:/TA/datanov.csv")
library(zoo)
library(lmtest)
library(sp)
library(spwr)

#model regresi linier
reglin=lm(Y~x1+x2+x3+x4,data=data)
summary(reglin)

#Bptest
bptest(reglin)

#membentuk matriks jarak euclidean
u<-as.matrix(u)
i<-nrow(u)
v<-as.matrix(v)
j<-nrow(v)
jarak<-matrix(nrow=10,ncol=10)
for(i in 1:10)
for (j in 1:10)
{jarak[i,j]=sqrt((u[i,]-u[j,])**2+(v[i,]-v[j,])**2)}
write.csv(cbind(jarak),"D:/TA/euclidean.csv")

#Bandwidth
bandwidth.fg<-
gwr.sel(formula=Y~x1+x2+x3+x4,data=data,coords=cbind(u,v),a
dapt=FALSE,gweight=gwr.Gauss)

#model GWR
model.fg<-
gwr(formula=Y~x1+x2+x3+x4,data=data,coords=cbind(u,v),band
width=bandwidth.fg,hatmatrix=TRUE)

#ANOVA model GWR
BFC02.gwr.test(model.fg)

```

Lampiran 9. Syntax GWR (Lanjutan)

```

#menyimpan bandwidth
model.fg$bandwidth
write.csv(cbind(model.fg$bandwidth),"bandwidth_fg.csv")

#uji signifikansi parameter
names(model.fg)
names(model.fg$SDF)
b_int.fg <-model.fg$SDF$(Intercept)"
b_x1.fg <-model.fg$SDF$x1
b_x2.fg <-model.fg$SDF$x2
b_x3.fg <-model.fg$SDF$x3
b_x4.fg <-model.fg$SDF$x4
se_int.fg<-model.fg$SDF$(Intercept)_se"
se_x1.fg<-model.fg$SDF$x1_se
se_x2.fg<-model.fg$SDF$x2_se
se_x3.fg<-model.fg$SDF$x3_se
se_x4.fg<-model.fg$SDF$x4_se
t_int.fg <-
model.fg3$SDF$(Intercept)"/model.fg3$SDF$(Intercept)_se"
t_x1.fg<-model.fg$SDF$x1/model.fg$SDF$x1_se
t_x2.fg<-model.fg$SDF$x2/model.fg$SDF$x2_se
t_x3.fg<-model.fg$SDF$x3/model.fg$SDF$x3_se
t_x4.fg<-model.fg$SDF$x4/model.fg$SDF$x4_se
localR2.fg<-model.fg$SDF$localR2
write.csv(cbind(b_int.fg,b_x1.fg,b_x2.fg,b_x3.fg,b_x4.fg,se_int.fg
,se_x1.fg,se_x2.fg,se_x3.fg,se_x4.fg,t_int.fg,t_x1.fg,t_x2.fg,t_x3.f
g,t_x4.fg,localR2.fg),"D:/TA/outputTA_fgnov.csv")

#menyimpan pembobot fungsi kernel
bandwidth.fg<-model.fg$bandwidth
bandwidth.fg<- as.matrix(bandwidth.fg)
bandwidth.fg
i<-nrow(bandwidth.fg)
pembobot<-matrix(nrow=10,ncol=10)
for (i in 1:10)
for (j in 1:10)
{pembobot[i,j]=exp(-0.5*(jarak[i,j]/bandwidth.fg)**2)}
write.csv(cbind(pembobot),"D:/TA/kernel_fg.csv")

```

Lampiran 10. Jarak *Euclidean* Antar Titik Pengamatan

No	V1	V2	V3	...	V9	V10
1	0	0.00177	0.03239	...	0.01229	0.05693
2	0.00177	0	0.03137	...	0.01407	0.05548
3	0.03239	0.03137	0	...	0.04045	0.02812
4	0.02423	0.02312	0.00837	...	0.03311	0.03404
5	0.04189	0.04082	0.00955	...	0.04994	0.02074
6	0.01196	0.01077	0.02066	...	0.02218	0.04516
7	0.00383	0.00291	0.02860	...	0.01505	0.05318
8	0.02191	0.02083	0.01057	...	0.03081	0.03627
9	0.01229	0.01407	0.04045	...	0	0.06700
10	0.05693	0.05548	0.02812	...	0.06700	0

Lampiran 11. Matriks Pembobot Fungsi Kernel *Fixed Gaussian*

	V1	V2	V3	...	V9	V10
1	1	0.99964	0.88943	...	0.98326	0.69642
2	0.99964	1	0.89592	...	0.97814	0.70915
3	0.88943	0.89592	1	...	0.83299	0.9154
4	0.93655	0.94204	0.99220	...	0.88478	0.87863
5	0.82208	0.83025	0.98986	...	0.75698	0.95311
6	0.98413	0.98712	0.95345	...	0.94653	0.79635
7	0.99836	0.99905	0.91274	...	0.97501	0.72927
8	0.94779	0.95270	0.98759	...	0.89941	0.86337
9	0.98326	0.97814	0.83299	...	1	0.60581
10	0.69642	0.70915	0.91548	...	0.60581	1

Lampiran 12. Hasil Estimasi GWR pada Bulan November

	b0	b1	b2	b3	b4
1	5.99311	-5.25458	0.46609	0.11988	0.04030
2	5.94174	-5.24483	0.46095	0.11983	0.04063
3	4.56746	-5.06546	0.34649	0.11736	0.05081
4	4.90525	-5.11025	0.37624	0.11804	0.04827
5	4.19397	-5.00599	0.30865	0.11662	0.05353
6	5.44373	-5.18175	0.42178	0.11901	0.04429
7	5.81295	-5.23161	0.45211	0.11960	0.04161
8	5.00298	-5.12484	0.38527	0.11821	0.04756
9	6.32773	-5.32044	0.50002	0.12015	0.03815
10	3.72903	-4.89583	0.24591	0.11596	0.05655

Lampiran 13. Nilai *P-value* Parameter Model GWR

	pval_int	pval_x1	pval_x2	pval_x3	pval_x4
1	0.76915	0.11946	0.77033	0.02286	0.80546
2	0.77101	0.11983	0.77273	0.02288	0.80383
3	0.82243	0.12819	0.82750	0.02442	0.75641
4	0.80954	0.12577	0.81304	0.02397	0.76795
5	0.83683	0.13171	0.84607	0.02494	0.74424
6	0.78930	0.12236	0.79119	0.02336	0.78645
7	0.77570	0.12031	0.77686	0.02302	0.79916
8	0.80583	0.12503	0.80868	0.02386	0.77121
9	0.75721	0.11722	0.75469	0.02273	0.81593
10	0.85498	0.13908	0.87717	0.02544	0.73122

Lampiran 14. Pengujian Distribusi Data BOD Bulan Juli

Distribution	AD	P	LRT	P
Normal	0.424	0.253		
Exponential	1.796	0.012		
Weibull	0.540	0.176		
3-Parameter Weibull	0.456	0.240	0.158	
Gamma	0.513	0.212		
3-Parameter Gamma	0.544	*	0.325	
Logistic	0.447	0.215		
Loglogistic	0.514	0.139		

Lampiran 15. Pengujian Distribusi Data BOD Bulan September

Distribution	AD	P	LRT	P
Normal	0.670	0.055		
Exponential	1.756	0.013		
Weibull	0.655	0.075		
3-Parameter Weibull	0.558	0.156	0.012	
Gamma	0.697	0.075		
3-Parameter Gamma	0.524	*	0.012	
Logistic	0.696	0.038		
Loglogistic	0.645	0.050		

Lampiran 16. Pengujian Distribusi Data BOD Bulan November

Distribution	AD	P	LRT	P
Normal	0.861	0.017		
Exponential	1.291	0.045		
Weibull	0.596	0.103		
3-Parameter Weibull	0.349	0.487	0.005	
Gamma	0.527	0.201		
3-Parameter Gamma	0.346	*	0.008	
Logistic	0.605	0.071		
Loglogistic	0.400	>0.250		

Lampiran 17. Syntax Regresi Weibull

```

Library(corpcor)
WR1<-function(dataa,sigma,delta)
{
  n=length(dataa[,1])
  m=length(dataa[,2:ncol(dataa)])+1
  satuan=rep(1,n)
  x=as.matrix(cbind(satuan,dataa[,2:ncol(dataa)]))
  y=as.matrix(dataa[,1])
  tx=as.matrix(t(x))
  epsilon=1000
  bta=(pseudoinverse(tx%*%x))%*%(tx%*%y)
  pawal=c(bta,sigma,delta)
  cat("===== Regresi Weibull =====","\n")
  cat("nilai awal",pawal,"\n")
  iterasi=1
  while(epsilon>0.0001)
  {
    bta=pawal[1:m]
    sigma=pawal[m+1]
    delta=pawal[m+2]

    k1=rep(0,n)
    k2=rep(0,n)
    k3=rep(0,n)
    k4=rep(0,n)
    ybar=mean(y)

    d1.beta=rep(0,m)
    d1.sigma=0
    d1.delta=0

    d2.beta=matrix(0,m,m)
    d2.sigma.beta=0
    d2.delta.beta=0
    d2.delta.sigma=0
    d2.delta=0
  }
}

```

Lampiran 17. Syntax Regresi Weibull (Lanjutan)

```

for (i in 1:n)
{

  xi=as.matrix(x[i,])
  txi=t(xi)
  k1[i]=y[i]-delta
  k2[i]=exp(txi%%bta)
  k3[i]=(y[i]-k2[i])^2
  k4[i]=(y[i]-ybar)^2

  #Turunan pertama
  d1.beta=d1.beta+((-
sigma*xi)+(((k1[i]/k2[i])^sigma)*xi*sigma))
  d1.sigma=d1.sigma+((1/sigma)-(txi %% bta)+(log(k1[i]))-
(((k1[i]/k2[i])^sigma)*(log(k1[i]/k2[i]))))
  d1.delta=d1.delta+(-(sigma-
1)*(1/k1[i]))+sigma*((k1[i]^(sigma-1))/(k2[i])))

  #Turunan Kedua
  d2.beta=d2.beta-(((k1[i]/k2[i])^sigma)*(xi %%
txi)*(sigma^2))
  d2.sigma.beta=d2.sigma.beta+((-
xi)+(((k1[i]/k2[i])^sigma)*(log(k1[i]/k2[i]))*(xi*sigma))+xi*((k1
[i]/k2[i])^sigma)))
  d2.delta.beta=d2.delta.beta-((xi*sigma*k2[i]*exp(-
sigma)*sigma*(k1[i]^(sigma-1))))
  d2.sigma=d2.sigma+(-1/(sigma^2))-
((k1[i]/k2[i])^sigma)*((log(k1[i]/k2[i]))^2)
  d2.delta.sigma=d2.delta.sigma+(-
(1/k1[i])+(sigma*((k1[i]/k2[i])^sigma)/(k1[i]))*(log(k1[i]/k2[i]))+
(((k1[i]/k2[i])^sigma)/k1[i]))
  d2.delta=d2.delta+(-(sigma-
1)*((1/(k1[i]^2))+sigma*((k1[i]^(sigma-2))/(k2[i]^sigma)))
}

```

Lampiran 17. Syntax Regresi Weibull (Lanjutan)

```

g=c(d1.beta,d1.sigma,d1.delta)
hess=matrix(0,length(pawal),length(pawal))
hess[1:m,1:m]=d2.beta
hess[1:m,m+1]=d2.sigma.beta
hess[m+1,1:m]=d2.sigma.beta
hess[m+1,m+1]=d2.sigma
hess[1:m,m+2]=d2.delta.beta
hess[m+2,1:m]=d2.delta.beta
hess[m+2,m+2]=d2.delta
hess[m+1,m+2]=d2.delta.sigma
hess[m+2,m+1]=d2.delta.sigma
h=hess

#konvergen
pakhir=pawal-(pseudoinverse(h) %*% g)
bta=pakhir[1:5]

sigma1=abs(pakhir[6])
if(sigma1>10) sigma=runif(1,0,10)
else sigma=abs(pakhir[6])

miny=min(y)
delta1=abs(pakhir[7])
if (delta1>miny) delta=runif(1,0,miny)
else delta=abs(pakhir[7])

pakhir=c(bta,sigma,delta)
error=abs(pakhir-pawal)
epsilon=sqrt(sum(error^2))

pawal=c(bta,sigma,delta)
print(paste0('Iterasi ',iterasi,' selesai..'))
iterasi=iterasi+1
}

```


Lampiran 17. Syntax Regresi Weibull (Lanjutan)

```

pakhir=pawal
bta=pakhir[1:5]
sigma=pakhir[6]
delta=pakhir[7]
cat("nilai akhir :",pawal,"\n")
cat("norm :",epsilon,"\n")

#uji parsial
var=-(pseudoinverse(d2.beta))
varb=diag(var)
seb=sqrt(abs(varb))
zhit=bta/seb
zhitabs=abs(zhit)
pvalue=2*pnorm(abs(zhit),lower.tail=FALSE)
for (i in 1:5)
{
  if((zhitabs[i])>1.64) cat(paste0("b[",(i-1),"] signifikan atau tolak
H0"),"\n")
  else cat("b[",(i-1),"] tidak signifikan atau gagal tolak H0", "\n")
}
cat("banyak iterasi = ",iterasi-1,"\n")
hasil=data.frame(beta=bta,se=seb,z=zhit,pvalue)
cat("\n")
cat("===== Uji Parsial : =====","\n")
print(hasil)
cat("\n")
cat("===== Hasil Iterasi : =====","\n")
list(bta=bta,sigma=sigma,delta=delta,zhit=zhit)
}

```

Lampiran 18. Syntax Regresi Weibull di Bawah H_0

```

Library(corpcor)
WR0<-function(dataa,bta,sigma,delta)
{
  n=length(dataa[,1])
  m=length(dataa[1,])
  x=as.matrix(rep(1,n))
  y=as.matrix(dataa[,1])
  epsilon=1000
  pawal=c(bta,sigma,delta)
  cat("nilai awal",pawal,"\n")
  iterasi=1
  while (epsilon>0.0001)
  {

    k1=rep(NA,n)
    k3=rep(NA,n)
    a1=rep(NA,n)
    b1=rep(NA,n)
    c1=rep(NA,n)
    ah1=rep(NA,n)
    ah7=rep(NA,n)
    ah4=rep(NA,n)
    ah5=rep(NA,n)
    ah8=rep(NA,n)
    ah9=rep(NA,n)

    for (i in 1:n)
    {
      k1[i]=y[i]-delta
      k3=exp(-bta*sigma)

      a1[i]=-sigma+((k3*sigma)*(k1[i]^sigma))
      b1[i]=(1/sigma)-(bta)+(log(k1[i]))+((k3)*bta*(k1[i]^sigma))-
      ((k3)*(k1[i]^sigma)*(log(k1[i])))
      c1[i]=- (sigma-1)*(1/k1[i])+(k3*sigma*(k1[i]^(sigma-1)))
      ah1[i]=-(k3*(sigma^2)*(k1[i]^sigma))

```

Lampiran 18. Syntax Regresi Weibull di Bawah H_0 (Lanjutan)

```

ah4[i]=-
1+(k3*sigma*(k1[i]^sigma)*log(k1[i]))+(k3*(k1[i]^sigma))-
(k3*bta*sigma*(k1[i]^sigma))
ah7[i]=-(k3*(sigma^2)*(k1[i])^(sigma-1))
ah5[i]=-(1/(sigma^2))-
(k3*(bta^2)*(k1[i]^sigma))+(k3*bta*(k1[i]^sigma)*(log(k1[i])))+
(k3*bta*(k1[i]^sigma)*(log(k1[i])))-
(k3*(k1[i]^sigma)*(log(k1[i]))^2)
ah8[i]=-(1/k1[i])-(k3*bta*sigma*((k1[i])^(sigma-
1)))+(k3*sigma*(k1[i]^(sigma-
1)*log(k1[i])))+(k3*(k1[i]^sigma)*(1/k1[i]))
ah9[i]=-(sigma-1)*((1/k1[i]^2)-((k3*sigma*(sigma-
1)*k1[i]^(sigma-2))))
}

a=sum(a1)
b=sum(b1)
c=sum(c1)
h1=sum(ah1)
h4=sum(ah4)
h7=sum(ah7)
h5=sum(ah5)
h8=sum(ah8)
h9=sum(ah9)
g=c(a,b,c)
h2=t(h4)
h3=t(h7)
h6=t(h8)
hh1=cbind(h1,h4,h7)
hh2=cbind(h2,h5,h8)
hh3=cbind(h3,h6,h9)
h=rbind(hh1,hh2,hh3)

#konvergenensi
pakhir=pawal-(pseudoinverse(h)%*%g)

```

Lampiran 18. Syntax Regresi Weibull di Bawah H_0 (Lanjutan)

```

meany=mean(y)
bta1=abs(pakhir[1])
if(bta1>200) bta=runif(1,0,200)
else bta=abs(pakhir[1])

sigma1=abs(pakhir[2])
if (sigma1>10) sigma=0.1002069
else sigma=abs(pakhir[2])

miny=min(y)
delta1=abs(pakhir[3])
if (delta1>miny) delta=2.821408
else delta=abs(pakhir[3])

pakhir=c(bta,sigma,delta)
error=abs(pakhir-pawal)
epsilon=sqrt(sum(error^2))

pawal=c(bta,sigma,delta)
iterasi=iterasi+1
}

pakhir=pawal
bta=pakhir[1]
sigma=pakhir[2]
delta=pakhir[3]
cat("nilai akhir:",pawal,"\n")
cat("norm:",epsilon,"\n")
cat("iterasi",iterasi,"\n")
list(bta=bta,sigma=sigma,delta=delta)
}

```

Lampiran 19. Syntax Uji Serentak Regesi Weibull

```

Library(corpcor)
ujisig<-function(dataa)
{
  n=length(dataa[,1])
  m=length(dataa[1,])
  satuan=rep(1,n)
  x=as.matrix(cbind(satuan,dataa[,2:m]))
  y=as.matrix(dataa[,1])
  bta0=1.979743
  sigma=2.859879
  delta=0.03037175
  bta1=c(1.3178577,-2.5087066,-4.3365872,-0.3863350,0.2267071)
  sigma1=0.1002069
  delta1=2.821408

  regresb0=0
  regresb=0
  for (i in 1:n)
  {
    xt=as.matrix(x[i,])
    txt=t(xt)
    regresb0=regresb0+(((sigma/(exp(bta0)^sigma))*((y[i]-
    delta)^(sigma-1))*(exp(-((y[i]-delta)/(exp(bta0)))^sigma))))
    regresb=regresb+(((sigma1/((exp(txt %%%
    bta1))^sigma1))*((y[i]-delta1)^(sigma1-1))*(exp(-((y[i]-
    delta1)/(exp(txt %%% bta1)))^sigma1))))
  }

  G=-2*log(regresb0/regresb)
  print(G)
}
#Run
ujisig(dataa)

```

Lampiran 20. Matriks Pembobot GWUWR Bulan November dengan Fungsi Kernel *Fixed Gaussian*

	V1	V2	V3	...	V9	V10
1	1	0.999648	0.889433	...	0.983262	0.696429
2	0.999648	1	0.895927	...	0.978141	0.709156
3	0.889433	0.895927	1	...	0.832998	0.91548
4	0.936552	0.942045	0.992209	...	0.884782	0.878639
5	0.822087	0.830252	0.989869	...	0.756985	0.953114
6	0.984138	0.987124	0.953452	...	0.946537	0.796359
7	0.998363	0.999054	0.912741	...	0.975017	0.729276
8	0.947795	0.952704	0.987596	...	0.899417	0.863377
9	0.983262	0.978141	0.832998	...	1	0.605819
10	0.696429	0.709156	0.91548	...	0.605819	1

Lampiran 21. Syntax *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression*

```

Library(corpcor)
GWUWR1<-function(dataa,data1,gw)
{
  n=length(dataa[,1])
  m=length(dataa[,2:ncol(dataa)])+1
  satuan=rep(1,n)
  x=as.matrix(cbind(satuan,dataa[,2:ncol(dataa)]))
  y=as.matrix(dataa[,1])
  w=as.matrix(data1[gw,])
  tx=as.matrix(t(x))
  epsilon=1000
  bta=(pseudoinverse(tx%*%x))%*%(tx%*%y)
  sigma=0.1617488
  delta=3.897319
  pawal=c(bta,sigma,delta)
  iterasi=1
  cat("nilai awal",pawal,"\n")
  while (epsilon>0.0001)
  {
    bta=pawal[1:m]
    sigma=pawal[m+1]
    delta=pawal[m+2]

    k1=rep(0,n)
    k2=rep(0,n)

    d1.beta=rep(0,m)
    d1.sigma=0
    d1.delta=0

    d2.beta=matrix(0,m,m)
    d2.sigma.beta=0
    d2.delta.beta=0
    d2.delta.sigma=0
    d2.delta=0
  }
}

```

Lampiran 21. Syntax *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* (Lanjutan)

```

for (i in 1:n)
{
xi=as.matrix(x[i,])
txi=t(xi)
k1[i]=y[i]-delta
k2[i]=exp(txi%%bta)

#turunan pertama
d1.beta=d1.beta+((-
sigma*xi)+(((k1[i]/k2[i])^sigma)*xi*sigma)*w[i])
d1.sigma=d1.sigma+((1/sigma)-(txi%%bta)+(log(k1[i]))-
(((k1[i]/k2[i])^sigma)*(log(k1[i]/k2[i])))*w[i])
d1.delta=d1.delta+(((sigma-1)*(1/k1[i]))+(sigma*((k1[i]^(sigma-
1))/(k2[i]^sigma)))*w[i])

#turunan kedua
d2.beta=d2.beta-
((((k1[i]/k2[i])^sigma)*(xi%%txi)*(sigma^2))*w[i])
d2.sigma.beta=d2.sigma.beta+((-
xi)+(((k1[i]/k2[i])^sigma)*(log(k1[i]/k2[i]))*xi*sigma)+(((k1[i]/k
2[i])^sigma)*xi))*w[i])
d2.delta.beta=d2.delta.beta+((-xi*sigma*(k2[i]^(-
sigma))*sigma*(k1[i]*(sigma-1))))*w[i])
d2.sigma=d2.sigma+(((1/(sigma^2))-
((k1[i]/k2[i])*sigma)*((log(k1[i]/k2[i]))^2))*w[i])
d2.delta.sigma=d2.delta.sigma+(((1/k1[i])+((sigma/k1[i))*((k1[i]/k2[i])^sigma)*(log(k1[i]/k2[i])))*
w[i])
d2.delta=d2.delta+((-((sigma-1)*(k1[i])^(-2))-(sigma*(sigma-
1)*((k1[i]^(sigma-2))*((k2[i]^sigma)^sigma))*w[i])
}

g=c(d1.beta,d1.sigma,d1.delta)
hess=matrix(0,length(pawal),length(pawal))
hess[1:m,1:m]=d2.beta
hess[1:m,m+1]=d2.sigma.beta

```


Lampiran 21. Syntax *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* (Lanjutan)

```

    hess[m+1,1:m]=d2.sigma.beta
    hess[m+1,m+1]=d2.sigma
    hess[1:m,m+2]=d2.delta.beta
    hess[m+2,1:m]=d2.delta.beta
    hess[m+2,m+2]=d2.delta
    hess[m+1,m+2]=d2.delta.sigma
    hess[m+2,m+1]=d2.delta.sigma
    h=hess

#konvergenensi
pakhir=pawal-(pseudoinverse(h)%*%g)
bta=pakhir[1:5]

sigma1=abs(pakhir[6])
if (sigma1>10) sigma=0.1617488
else sigma=abs(pakhir[6])

miny=min(y)
delta1=abs(pakhir[7])
if (delta1>miny) delta=3.897319
else delta=abs(pakhir[7])

pakhir=c(bta,sigma,delta)
error=abs(pakhir-pawal)
epsilon=sqrt(sum(error^2))

pawal=c(bta,sigma,delta)
iterasi=iterasi+1
}
pakhir=pawal
bta=pakhir[1:5]
sigma=pakhir[6]
delta=pakhir[7]
cat("nilai akhir:",pawal,"\n")
cat("norm :",epsilon,"\n")

```

Lampiran 21. Syntax *Geographically Weighted Univariate Weibull Regression* (Lanjutan)

```
#uji parsial
var=-(pseudoinverse(d2.beta))
varb=diag(var)
seb=sqrt(abs(varb))
zhit=bta/seb
zhitabs=abs(zhit)
pvalue=2*pnorm(abs(zhit),lower.tail=FALSE)
for (i in 1:5)
{
  if((zhitabs[i])>1.64) cat(paste0("b[",(i-1),"] signifikan atau tolak
H0"),"\n")
  else cat("b[",(i-1),"] tidak signifikan atau gagal tolak H0", "\n")
}
cat("banyak iterasi = ",iterasi-1,"\n")
hasil=data.frame(beta=bta,se=seb,z=zhit,pvalue)
cat("\n")
cat("===== Uji Parsial : =====","\n")
print(hasil)
cat("\n")
cat("=====Hasil Iterasi : =====","\n")
list(bta=bta,sigma=sigma,delta=delta,zhit=zhit)
}
```

Lampiran 22. Estimasi Parameter Model GWUWR pada Bulan November

	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4
1	0.48156	15.34406	-2.23526	-0.46657	-0.30944
2	0.47858	15.33427	-2.23232	-0.46652	-0.30931
3	0.58558	15.15318	-2.17093	-0.46584	-0.30910
4	0.57348	15.19319	-2.18599	-0.46587	-0.30902
5	0.55473	15.10601	-2.15226	-0.46594	-0.30900
6	0.53743	15.26427	-2.21028	-0.46611	-0.30911
7	0.50470	15.31779	-2.22724	-0.46640	-0.30934
8	0.57368	15.20666	-2.19072	-0.46590	-0.30906
9	0.48643	15.41348	-2.25498	-0.46701	-0.31037
10	0.32610	15.03243	-2.12117	-0.46651	-0.30788

Lampiran 23. Nilai Zhitung Parameter Model GWUWR pada Bulan November

	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4
1	0.00531	0.99681	-0.25119	-3.03574	-0.42829
2	0.00527	0.99595	-0.25082	-3.03475	-0.42801
3	0.00645	0.98449	-0.24412	-3.03258	-0.42773
4	0.00631	0.98580	-0.24546	-3.02819	-0.42701
5	0.00613	0.98393	-0.24266	-3.04199	-0.42882
6	0.00591	1.99010	-0.24806	-3.02825	-0.42704
7	0.00556	0.99442	-0.25014	-3.03252	-0.4278
8	0.00631	0.98648	-0.24593	-3.02759	-0.42699
9	0.00538	1.90388	-0.25401	-3.04659	-0.43085
10	0.00363	0.98572	-0.24081	-3.06863	-0.43057

(halaman ini sengaja dikosongkan)

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa jurusan Statistika FMIPA-ITS:

Nama : Ulfah Nur Zahra Sabrina

NRP : 1313100032

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/~~Thesis~~ ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian/buku/Tugas Akhir/Thesis~~/publikasi lainnya yaitu:

Sumber : Badan Lingkungan Hidup

Keterangan : Data sungai di Kota Surabaya pada bulan Juli, September, dan November 2013

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui
Pembimbing Tugas Akhir

Surabaya, Januari 2017



Dr. Purhadi, M.Sc
NIP. 19620204 198701 1 001



Ulfah Nur Zahra Sabrina
NRP 1313100032

*(coret yang tidak perlu)

BIODATA PENULIS



Ulfah Nur Zahra Sabrina atau biasa dipanggil dengan nama Ulfah merupakan anak pertama dari dua bersaudara dari pasangan Bapak Sunardi dan Ibu Warsiti. Penulis lahir di Karanganyar pada tanggal 09 Maret 1996. Penulis memulai jenjang pendidikan yang pertama di Taman Kanak-kanak Al-Hidayah (2000-2002), kemudian melanjutkan di MIM Karanganyar (2002-2008). Setelah menamatkan pendidikan madrasah ibtidaiyah penulis melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 2 Karanganyar (2008-20011). Kemudian penulis menempuh program akselerasi di SMA Negeri 1 Karanganyar (2011-2013). Pada tahun 2013, penulis melanjutkan pendidikan di jenjang perguruan tinggi di jurusan Statistika ITS melalui jalur SNMPTN Undangan NRP 1313100032. Selama kuliah penulis aktif di organisasi kemahasiswaan ITS tingkat jurusan yakni HIMASTA-ITS sebagai staff Departemen Kewirausahaan pada periode 2014/2015 dan sebagai Kabiro *Fundraising* Departemen Kewirausahaan pada periode 2015/2016. Selain itu penulis juga turut berpartisipasi dalam kepanitiaan seperti Pekan Raya Statistika (PRS) 2015 dan lainnya.

Penulis menerima segala kritikan, masukan, dan saran yang bersifat membangun demi meningkatkan manfaat Tugas Akhir ini. Segala kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini dapat dikirimkan melalui email ke ulfahnz@gmail.com.